doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.17.011

基于无人机热红外时序遥感的玉米冠层温度响应模式解析

韩　亮[1,2]　杨贵军[2]　汪彩华[3]

(1.山西大同大学建筑与测绘工程学院,大同 037003;2.北京市农林科学院信息技术研究中心,北京 100097;
3.中化现代农业有限公司,北京 100069)

摘要:高温胁迫严重制约玉米的生长发育与产量形成,但目前对冠层温度动态响应及其遗传基础的认识仍不充分。本研究利用无人机热红外遥感技术获取了 V6－VT 期 800 份玉米育种材料在连续 3 d、共 15 个时相的高时间分辨率冠层温度时序数据,构建了涵盖统计特征、偏差特征、昼夜节律、胁迫响应、峰值特征、DTW 形态、小波多尺度及拓扑持久性的多维度时序解析特征集,并提出融合农学先验知识的自适应加权特征选择框架以降低特征冗余。在此基础上,采用 5 种基聚类器集成的聚类方法识别冠层温度响应模式,同时建立多指标加权融合的最优聚类数判定体系,有效缓解了单一聚类方法和评价指标的局限性。基于 Teixeira 热胁迫模型量化累积热胁迫强度,揭示了 2 种显著不同的温度响应模式:低温平稳型模式(聚类 1)显著富集于 DH 和 TST 亚群(分别占 82.7% 和 71.0%),且在冠层覆盖度(Cohen's $d=1.172$)和冠层体积指数($d=1.009$)等生长指标上显著优于聚类 0,而聚类 0 呈现更高的峰值温度与更强的昼夜波动。遗传背景与温度响应模式呈极显著强关联($\varphi_c=0.304$,$p<0.001$),与热胁迫分布呈极显著中等强度关联($\varphi_c=0.204$,$p<0.0001$)。热胁迫因子与所有生长指标呈显著负相关,其中与冠层覆盖度($r=-0.598$)和冠层体积指数($r=-0.510$)的相关性尤为突出。研究结果表明,冠层温度响应模式与遗传背景密切相关,可作为耐热性快速高通量筛选指标。本研究所提出的特征选择与聚类优化框架为时序表型分析提供了新途径。

关键词:玉米冠层温度;热红外;无人机;时序遥感;遗传背景;高温胁迫

中图分类号:TP722.5　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)17-0115-11　　**OSID**:

Analysis of Maize Canopy Temperature Response Patterns Using UAV Thermal Infrared Time-series Remote Sensing

Han Liang[1,2]　Yang Guijun[2]　Wang Caihua[3]

(1. *College of Architecture and Geomatics Engineering*, *Shanxi Datong University*, *Datong* 037003, *China*
2. *Information Technology Research Center*, *Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences*, *Beijing* 100097, *China*
3. *Sinochem Modern Agriculture Co.*, *Ltd.*, *Beijing* 100069, *China*)

Abstract: Heat stress critically constrains maize growth, development and yield formation. Nevertheless, the dynamic responses of canopy temperature and their underlying genetic architecture remain poorly characterized. UAV-borne thermal infrared remote sensing was employed to acquire high-temporal-resolution time-series canopy temperature data from 800 maize breeding accessions at the V6－VT stage, spanning 15 temporal phases across three consecutive days. A multi-dimensional feature set for timeseries dissection was constructed, encompassing statistical attributes, deviation characteristics, diurnal rhythms, stress responses, peak features, DTW-based morphological similarity, wavelet multiscale patterns and topological persistence. To mitigate feature redundancy, an adaptive weighted feature selection framework incorporating agronomic prior knowledge was developed. Subsequently, canopy temperature response patterns were identified by using an ensemble clustering approach that integrated five base clusters, and a multi-criteria weighted fusion system was established for determining the optimal

收稿日期:2025－12－25　修回日期:2026－04－19

基金项目:国家自然科学基金项目(42171303)、大同市应用基础研究计划项目(2025082)和山西省统计科学研究项目(2025Z032)

作者简介:韩亮(1982—),男,副教授,博士,主要从事作物表型遥感与应用预测建模研究,E-mail:dtdxhl@126.com

通信作者:杨贵军(1975—),男,研究员,博士,主要从事农业遥感研究,E-mail:guijun.yang@163.com

number of clusters, thereby overcoming the limitations inherent in any single clustering algorithm or evaluation metric. The cumulative heat stress intensity was quantified by using the Teixeira heat stress model, which revealed two markedly distinct canopy temperature response modes. The low-temperature stable mode (Mode 1) was significantly enriched in the DH and TST subgroups (accounting for 82.7% and 71.0%, respectively) and exhibited substantially superior growth traits, including canopy cover (Cohen's $d = 1.172$) and canopy volume ($d = 1.009$), relative to Mode 0. Conversely, Mode 0 displayed higher peak temperatures and more pronounced diurnal fluctuations. Genetic background showed a highly significant association with the temperature response mode ($\varphi_c = 0.304$, $p < 0.001$) and a statistically significant but moderate association with heat stress distribution (Cramér's $V = 0.204$, $p < 0.000\ 1$). Heat stress intensity was significantly negatively correlated with all growth indicators, with particularly strong correlations observed for canopy cover ($r = -0.598$) and canopy volume ($r = -0.510$). Collectively, these findings indicated that canopy temperature response patterns were closely linked to genetic background and can serve as rapid, high-throughput phenotypic indicators of heat tolerance. The proposed feature selection and clustering optimization framework can provide a novel methodological tool for time-series phenotyping analysis.

Key words: maize canopy temperature; thermal infrared; UAV; time-series remote sensing; genetic background; heat stress

0 引言

全球气候变暖导致极端高温事件频发,已成为制约作物生产的主要环境因子[1]。玉米作为全球最重要的粮食作物之一,其生长发育和产量形成对温度变化极为敏感。研究表明,拔节至抽雄期是玉米营养生长与生殖发育并行的关键阶段,该时期对高温胁迫尤为敏感;短期极端高温即可导致光合效率急剧下降、蒸腾作用失衡、雄穗发育异常及花粉活力丧失,最终造成结实率降低和产量大幅减少[2-3]。因此,快速精准地鉴定玉米耐热种质资源,解析作物热胁迫响应的生理与遗传机制,对于耐热品种选育和粮食安全生产具有重要的理论与应用价值。

冠层温度综合反映了作物的蒸腾冷却能力、水分生理状态及逆境响应特征[4],直接体现作物应对高温胁迫的生理调节能力,与耐热性和产量潜力密切相关,已成为国际作物抗逆育种的核心筛选指标[5-6]。传统冠层温度测量主要依赖手持式红外测温仪,尽管操作简便,但存在测量通量低、耗时费力、空间代表性不足、难以实现大范围连续监测等局限,无法满足数百至上千份育种材料的高通量表型鉴定需求[7]。近年来,无人机平台搭载热红外遥感技术凭借其高时空分辨率、低成本、非接触式、大范围同步观测的优势,突破了传统地面测量的瓶颈,为作物冠层温度的高通量动态监测提供了全新技术手段,已在小麦、玉米等作物的抗逆表型鉴定中得到初步应用[8-9]。

玉米遗传多样性丰富,不同生态型群体(如温带与热带/亚热带种质)在长期环境适应性选择下可能已发生耐热性分化[10]。作物冠层温度具有显著的昼夜节律特征,其动态响应模式与气孔调节、蒸腾冷却及光合生理过程密切相关,蕴含着丰富的生理遗传信息[11]。然而,现有基于无人机热红外遥感的作物温度研究多关注单一时刻静态特征[12],忽视了温度动态过程的时间维度信息,对冠层温度昼夜动态响应模式的遗传基础认识仍不充分。在时序表型分析中,聚类方法被广泛用于作物生长模式识别,但 K-Means、层次聚类、谱聚类等算法对数据分布和初始化条件敏感,单一算法难以保证结果稳健性。集成聚类通过整合多种基聚类器结果,能够有效降低算法依赖性、提高聚类可靠性,已在基因表达谱分析和表型分型中得到应用[13-15]。然而,针对作物冠层温度时序聚类中的特征选择优化、最优聚类数确定及聚类稳健性验证等问题,仍缺乏系统性的方法框架。

综上所述,本文以 800 份玉米育种材料为研究对象,利用无人机热红外遥感技术获取高时间分辨率冠层温度时序数据,并构建系统的时序表型分析 Python 开源框架,以稳健识别玉米冠层温度的昼夜响应模式,揭示不同基因型间冠层温度时序响应模式的差异;阐明温度响应模式与遗传背景(亚群)的内在关联;评估不同响应模式对应的热胁迫累积强度及关键生长表型差异;探讨冠层温度动态特征作为耐热性高通量筛选指标的潜力。以期为玉米耐热种质资源快速鉴定、耐热性遗传解析及育种实践提供理论依据和技术支撑。

1 材料及方法

1.1 研究区概况与试验设计

田间试验于国家精准农业示范基地(北京小汤山)进行。该基地位于北京市昌平区,地理坐标为

北纬 40°20′18″至 40°23′13″，东经 115°50′17″至 116°29′49″，属暖温带半湿润季风气候，年平均气温约 11.8℃，年降水量 550.3 mm。试验共设 800 个玉米育种小区，呈 8 列 100 行排列，行距 0.6 m，排距 0.8 m。每个小区种植 3 行玉米，株距 25 cm。所有育种材料于 2017 年 5 月 15 日统一机械化播种。如图 1 所示，根据遗传背景，育种材料分为 4 个亚群：双单倍体群体（DH）312 份、混合型亚群（Mixed）108 份、温带型亚群（TEM）165 份、热带/亚热带型亚群（TST）215 份。

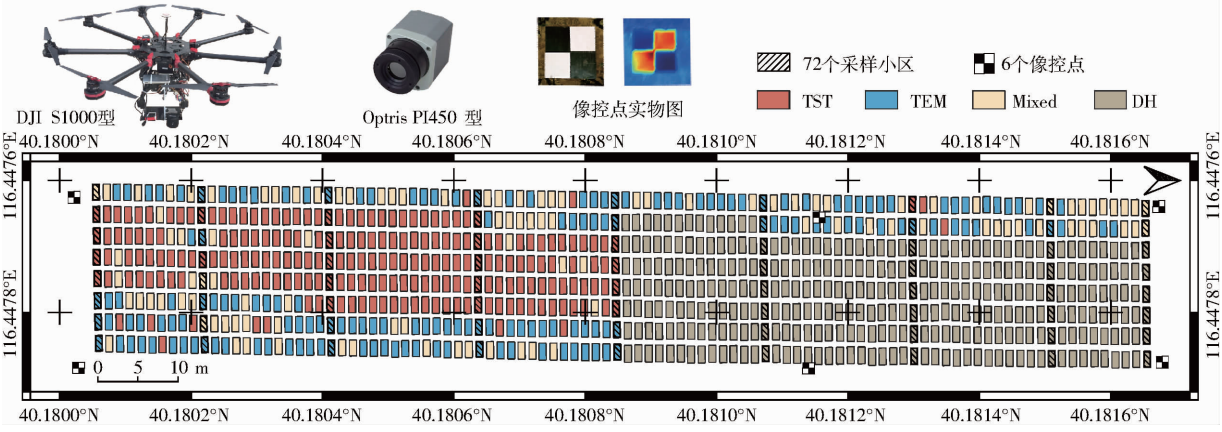


图 1　田间试验设计与观测设备

Fig. 1　Field experimental design and observation equipment

1.2　数据收集

1.2.1　无人机热红外时序观测数据

本研究采用大疆 S1000 型八旋翼无人机，搭载 Optris PI450 型红外热成像仪与 Sony DSC－QX100 型数码相机进行图像采集。热成像仪工作波段为 7.5～13 μm，图像分辨率为 382 像素×288 像素，视场角为 38°×29°，温度分辨率为 0.04℃，测温精度为 ±2%，测温范围为 －20～100℃。该仪器在硬件层面首先测量辐射亮度值，然后基于内置辐射传输模型与标定系数，将辐射亮度换算为温度数值输出。数码相机传感器为 1 英寸 Exmor R CMOS，有效像素 2 020 万，最大分辨率 5 472 像素×3 648 像素，光学变焦 3.6 倍，等效焦距 28～100 mm，光圈范围 F2.8～F4.5，支持无线远程控制。

数据采集期间，无人机沿 8 条预设航线，在高度 50 m 以速度 6 m/s 自主飞行，确保航向与旁向重叠度为 80%。观测周期为 2017 年 8 月 3—5 日，共 3 d，观测间隔 3～5 h，累计获取 15 个时相的数据，具体时间：8 月 3 日 11:00、14:00、17:00、22:00；8 月 4 日 02:00、06:00、09:00、13:30、17:00、20:00；8 月 5 日 00:00、03:30、08:00、12:00、17:30。为确保无人机热红外遥感时间序列分析的空间一致性，本研究均匀布设 6 个地面像控点。每个像控点尺寸为 1.2 m×1.2 m，其位置通过南方测绘差分 GPS 精确测定。像控点采用热特性差异显著的双层结构：基层为涂覆防水涂层的黑色木板，热惯性较低，吸热与散热迅速；表层为热惰性较高的白色泡沫板，对外界温度响应迟缓，从而在热红外影像中形成明显热对比。该设计借助稳定的几何位置与明确的热特征，为多时相影像配准与温度反演提供可靠参考，有效保障时间序列分析的数据一致性与可比性。

为验证无人机反演玉米冠层温度的精度，在观测周期内每日中午时段，均匀选取 72 个样本小区作为验证对象。采用手持式红外测温仪同步测量各小区中心周围冠层温度 6 次，计算其平均值作为地面实测值，用于后续分析。

1.2.2　多维度表型数据

获取了试验地块的多维度作物表型数据，涵盖地面实测与无人机遥感 2 类参数。地面实测指标包括：株高，为每小区随机选取 3 株植株，测量其雄穗顶端高度取平均值；地上鲜生物量，为每小区选取 3 株标准植株的鲜质量均值换算的单位面积质量。遥感反演参数包括：冠层覆盖度，基于 RGB 影像通过阈值分割法计算；冠层体积指数，基于三维点云计算相对高度积分值得到；归一化植被指数（Normalized difference vegetation index，NDVI），基于多光谱影像的近红外与红波段反射率计算。详细测量与处理流程参见文献[16－17]。所有表型数据均用于分析其与冠层温度响应及高温胁迫的关联性。

1.3　热红外图像处理

1.3.1　格式转换与图像拼接

Optris PI450 型红外热成像仪采集的测量数据以 CSV 格式存储。本研究通过 Python 编程实现了从 CSV 到 TIFF 格式的批量转换功能。为提升后续图像拼接效率，将温度值乘以 100 并转换为整型，以优化存储结构。利用 Pix4Dmapper 软件执行图像拼

接,主要流程包括:首先导入图像及相应的 POS 文件,随后输入相机参数并执行初始化处理;在此基础上,导入地面像控点坐标完成相机校准,通过点云加密增强三维重建精度;最后设定输出坐标系为 EPSG:32650,生成 RGB 与热红外正射影像。

1.3.2 育种小区冠层温度提取

对不同观测时相获取的热红外正射影像进行区域裁剪与时相融合预处理,构建时序多波段影像数据集。通过线性定标转换,将影像原始整型 DN 值转换为对应地表温度的浮点型数值。为消除土壤背景对冠层温度提取的干扰,基于高分辨率数码影像,利用 Python 计算归一化绿红差异指数(Normalized green red difference index, NGRDI),并采用 Otsu 自适应阈值分割算法,批量完成 800 个试验小区影像的二值化处理,构建冠层有效区域掩膜,实现玉米冠层植被区域与土壤背景的分离。

基于上述掩膜,批量提取 800 个育种小区玉米冠层的时序热红外温度数据,并计算各小区冠层温度的统计量:均值、75% 分位数、80% 分位数、90% 分位数、最大值及前 10% 温度均值(即冠层内温度最高的 10% 像素的温度平均值)。将上述各统计量分别作为无人机热红外反演冠层温度的表征值,与地面同步实测冠层温度进行对比。选取决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)及归一化均方根误差(nRMSE)评价二者精度。

同时,采用 Bland - Altman 分析法定量评估两种测量方法的一致性[18],计算平均偏差及 95% 一致性界限。综合比较各统计量对应的 RMSE、nRMSE、R^2 及 Bland - Altman 结果,选取与地面实测数据一致性最优的统计量,作为本研究无人机热红外遥感反演玉米冠层温度的最终表征指标。

1.4 冠层温度时序数据分析方法

1.4.1 时序数据平滑处理

为消除观测误差与环境噪声干扰,对每个小区的温度时序数据进行线性插值填补缺失值,分别采用 Savitzky - Golay 滤波器(窗口长度为 5,二阶多项式拟合)和 Z-score 进行平滑和标准化处理,以保留温度变化的整体趋势与关键节律特征。预处理后的温度序列作为后续特征提取的基础输入。

1.4.2 多维时序特征构建

本研究构建了涵盖 8 个类别、共 76 维的玉米冠层温度时序特征体系。在时域统计层面,基础统计特征(6 维)表征冠层温度的整体分布规律;偏差序列特征(9 维)量化温度相对于均值的偏离程度及波动特性;昼夜节律特征(7 维)解析冠层温度的昼夜分异规律。在生理胁迫响应层面,胁迫特征(11 维)依据玉米关键生理温度阈值,量化胁迫持续时间、强度与积温响应;峰值特征(11 维)捕捉时序序列的关键极值属性。在时序形态与结构层面,快速动态时间规整(DTW)特征(9 维)度量冠层温度动态模式的形态相似性;多尺度 Haar 小波特征(18 维)提取多分辨率时频信息;拓扑数据分析(TDA)特征(5 维)刻画温度时序的全局拓扑稳定性。

1.4.3 特征选择与优化

为降低特征冗余、缓解维度灾难,同时保留兼具农学意义与聚类区分度的核心特征,构建了融合农学先验知识的自适应加权特征选择框架。该框架主要包括以下环节:

(1)特征离散化与互信息矩阵构建。采用等频分箱法对连续型特征进行离散化处理,基于离散化特征计算归一化互信息矩阵与信息熵,量化特征冗余度与区分能力。

(2)融合农学先验的特征重要性加权。以信息熵、平均冗余度与独立性加权融合确定基础重要性,并引入玉米热胁迫生理先验知识,对关键生理特征赋予加权系数以强化其重要性。

(3)低质量与高冗余特征过滤。采用方差阈值与动态互信息阈值双重机制,剔除低方差噪声特征及高冗余特征;设置激进、中等、保守 3 种策略,以适应不同分析需求。

(4)特征分组保护与策略优化。依据农学含义实施特征分组保护,设定累积重要性阈值,利用聚类有效性指标自动筛选最优特征子集。

1.4.4 多算法集成聚类

为克服单一聚类算法对数据分布与初始化敏感的问题,采用集成聚类方法。选取 5 种具有互补性的经典聚类算法作为基聚类器,包括 K - Means、层次聚类、谱聚类、高斯混合模型与模糊 C 均值聚类。各基聚类器分别对特征子集进行独立聚类,获得 5 组初步聚类结果。基于基聚类结果构建样本间的共现概率矩阵,量化样本间的聚类一致性。将共现概率矩阵转换为样本距离矩阵(距离为 1 和共现概率的差值),采用平均链接层次聚类对距离矩阵进行聚类,得到集成聚类结果。为防止聚类结果碎片化,设置最小簇样本数阈值为 8。对样本数低于该阈值的小簇,依据簇中心欧氏距离将其合并至最近的大簇,以确保后续分析的稳健性与有效性。

本研究构建了一套基于 6 项指标加权融合的最优聚类数判定体系。选取轮廓系数(权重 0.20)、Calinski - Harabasz 指数(0.15)、Davies - Bouldin 指数(0.15,反向归一化)、聚类稳定性(0.25)、间隙统计量(0.15)及预测强度(0.10)作为评价指标,综合

考量类内紧凑性、类间分离度、聚类稳健性及泛化能力。首先对各指标进行归一化处理(DB 指数取反向值),进而计算不同聚类数下的加权综合得分,以得分最大值对应的聚类数为最优解,搜索区间设为 2～8。为验证 K 值可靠性,采用 Bootstrap 方法估算轮廓系数的 95% 置信区间,评估聚类结果的稳定性。

1.4.5　高温胁迫分析

玉米的生长发育和产量积累过程极易受到高温的影响。本研究使用 Teixeira 等[19]提出的热胁迫评估模型来评估研究区热胁迫程度。

(1)日间温度(T_{day})

作物对高温的响应呈非线性,白天高温时段对生理过程的直接影响远大于夜间。通过赋予最高温更高权重,反映高温时段在白天的主导地位,更准确表征作物在白天经历的有效热胁迫强度。日间温度 T_{day} 计算公式为

$$T_{day,i} = T_{max,i} - \frac{T_{max,i} - T_{min,i}}{4} \tag{1}$$

式中　$T_{day,i}$——第 i 观测日的日间冠层温度

$T_{max,i}$——第 i 观测日的冠层最高温度

$T_{min,i}$——第 i 观测日的冠层最低温度

(2)逐日热胁迫因子(Daily stress factor)

逐日热胁迫因子 R_{dsf} 计算公式为

$$R_{dsf,i} = \min\left(1, \max\left(0, \frac{T_{day,i} - T_{critical}}{T_{limit} - T_{critical}}\right)\right) \tag{2}$$

式中　$T_{critical}$——热胁迫起始临界温度

T_{limit}——热胁迫极限温度

公式(2)是一个线性插值函数,将 T_{day} 映射到[0,1]区间:当 $T_{day} \leqslant T_{critical}$ 时,$R_{dsf} = 0$(无胁迫);当 $T_{day} \geqslant T_{limit}$ 时,$R_{dsf} = 1$(完全胁迫);当介于两者之间时,因子在 0～1 之间线性变化。由于本育种项目 800 个育种小区的基因型存在差异,各小区玉米生长发育进程不一致,处于拔节期至抽雄期的混合状态(V6－VT 期)。因此,临界温度阈值通过敏感性分析获取,极限温度阈值结合前人研究设定为 38℃[20]。

(3)累积热胁迫因子(Heat stress factor)

累积热胁迫因子 R_{hsf} 计算公式为

$$R_{hsf} = \frac{\sum_{i}^{n} R_{dsf,i}}{n} \tag{3}$$

式中　n——敏感期总时长,d

该因子表示作物在热敏感期内平均每日所承受的热胁迫强度,其取值范围为[0,1]。取值越接近 1,表明热胁迫程度越严重。胁迫强度的分级结果见表 1[21]。

表 1　基于累积热胁迫因子的热胁迫强度分级

Tab.1　Heat stress intensity classification based on cumulative heat stress factor

累积热胁迫因子	胁迫等级
(0,0.2)	无胁迫
[0.2,0.4)	轻度胁迫
[0.4,0.6)	中度胁迫
[0.6,0.8)	重度胁迫
≥0.8	极重度胁迫

1.4.6　统计分析

基于 Python 3.12 环境完成全部统计分析。所有假设检验均为双侧,检验水准 $\alpha = 0.05$。多组间连续变量比较流程如下:

(1)整体检验阶段

采用 Shapiro－Wilk 检验正态性,Levene 检验方差齐性。若数据满足正态分布且方差齐,则使用单因素方差分析,整体效应量为 η^2,判断标准:$\eta^2 < 0.01$ 为无效应,$0.01 \leqslant \eta^2 < 0.06$ 为小效应,$0.06 \leqslant \eta^2 < 0.14$ 为中等效应,$\eta^2 \geqslant 0.14$ 为大效应。若不满足参数假设,则使用 Kruskal－Wallis 检验,整体效应量为 ε^2,判断标准同上。

(2)事后两两比较阶段

参数检验数据采用 Tukey HSD 法,效应量为 Cohen's d,依据 Cohen 标准判定[22]:$d < 0.2$ 为无效应,$0.2 \leqslant d < 0.5$ 为小效应,$0.5 \leqslant d < 0.8$ 为中等效应,$d \geqslant 0.8$ 为大效应。非参数检验数据采用 Dunn 检验并辅以 Bonferroni 校正,效应量为标准化 r,判断标准:$r < 0.1$ 为无效应,$0.1 \leqslant r < 0.3$ 为小效应,$0.3 \leqslant r < 0.5$ 为中等效应,$r \geqslant 0.5$ 为大效应。

温度响应模式与遗传背景的关联性通过 Pearson 卡方检验评估,关联强度以 Cramér's V 系数 φ_c 衡量:$\varphi_c < 0.1$ 为弱关联,$0.1 \leqslant \varphi_c \leqslant 0.3$ 为中等关联,$\varphi_c > 0.3$ 为强关联。连续变量间的相关性分析:若双变量服从正态分布则采用 Pearson 相关,否则采用 Spearman 秩相关。

1.4.7　平台配置与 Python 框架开源

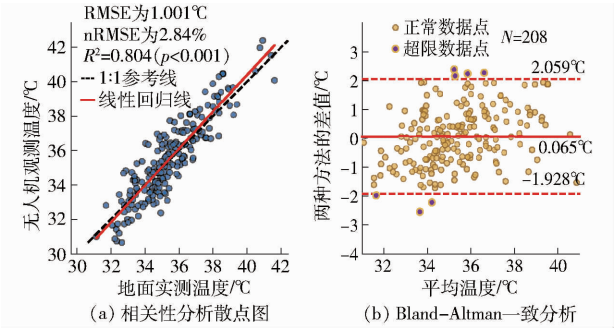
基于 Windows 11 操作系统及 Python 3.12 编程环境开展计算分析。硬件平台配置为:Intel Core i5－11600 处理器(主频 2.80 GHz,6 核心)、16 GB DDR4 内存及 NVIDIA GeForce RTX 3060 图形处理器。为确保数据处理流程的透明性与可复现性,完整 Python 处理框架已开源发布于 GitHub 仓库(https://github.com/imios2016/UAV－CanopyTemperature－Clustering)。

2　结果与分析

2.1　无人机观测玉米冠层温度的验证

本研究基于 208 组配对观测数据(已剔除出苗

率低、早衰等异常小区),系统分析了无人机热红外反演温度与地面实测温度的一致性。统计分析表明,在备选统计量中,以 90% 分位数表征玉米冠层温度时,反演温度与地面实测温度呈显著正相关($R^2 = 0.804$, $p < 0.001$),RMSE 为 1.001℃,nRMSE 为 2.84%(图 2a)。Shapiro - Wilk 检验显示,无人机与地面温度的测量差值服从正态分布($W = 0.989\,5$, $p = 0.132$),满足 Bland - Altman 分析的应用前提。Bland - Altman 分析进一步表明,2 种方法的平均偏差为 0.065℃,95% 一致性界限为[-1.928℃, 2.059℃],不存在显著的系统性偏差(图 2b)。在 208 个观测点中,仅有 7 个点(3.4%)落于一致性界限之外,低于通常可接受的 5% 阈值。综上,无人机热红外技术能够可靠地获取玉米冠层温度,与地面实测结果具有良好的一致性。



(a) 相关性分析散点图 (b) Bland-Altman一致分析

图 2 无人机观测温度与地面实测温度的对比验证结果

Fig. 2 Comparison of UAV-observed temperature and ground-measured temperature

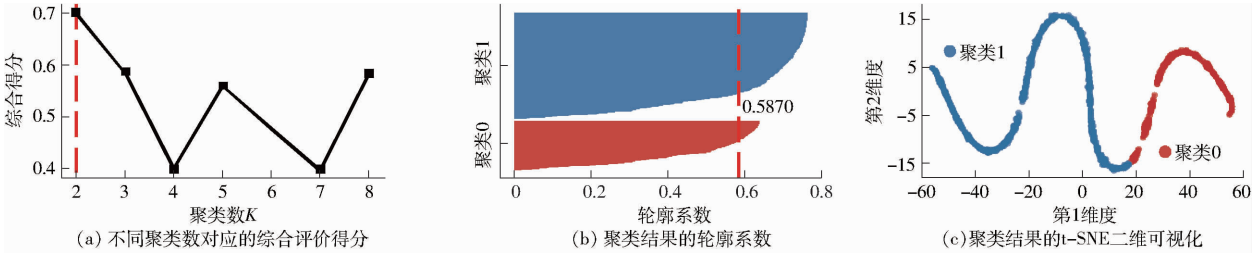
2.2 冠层温度响应模式识别

2.2.1 聚类结果与稳健性

采用自适应加权特征选择算法,筛选出 39 维最优特征子集。当聚类数 $K = 2$ 时,多指标加权融合综合评价值达到最优(0.7)(图 3a)。聚类有效性评价显示,该方案的轮廓系数为 0.587 0,且未检出低质量样本(图 3b)。t-SNE 降维可视化结果表明,两类群在特征空间中呈现显著分离的聚类结构,仅在边界处存在少量邻近样本,未见明显离群点,样本归类合理(图 3c)。进一步分析发现,2 个类群之间仅存在狭窄的表型过渡带,而非完全分化的离散边界,表明供试玉米材料的冠层温度响应模式呈连续性变异,而非绝对的类别区分。该分布特征与数量遗传学中绝大多数农艺性状呈连续分布的核心规律高度吻合[23]。

2.2.2 不同温度模式聚类下热环境特征对比分析

如图 4 所示,在冠层静态温度特征方面,聚类 0($N = 253$)的整体平均温度为(29.57 ± 5.16)℃,昼夜温差为(8.29 ± 0.79)℃;聚类 1($N = 547$)的整体平均温度为(28.75 ± 4.51)℃,昼夜温差为(7.56 ± 0.33)℃。聚类 0 的峰值温度达(38.47 ± 2.29)℃,较聚类 1 的(35.96 ± 0.98)℃偏高 2.51℃。在冠层动态温度特征方面,两聚类组间同样存在显著差异。聚类 0 的冠层温度小时绝对变化率为(1.214 ± 0.174)℃/h,最大升温速率(2.718 ± 0.414)℃/h,最大降温速率(-2.872 ± 0.638)℃/h,升温时段占



(a) 不同聚类数对应的综合评价得分 (b) 聚类结果的轮廓系数 (c)聚类结果的t-SNE二维可视化

图 3 玉米冠层温度响应模式的聚类结果、稳健性评价

Fig. 3 Clustering results and robustness evaluation for maize canopy temperature response patterns

比为(42.12 ± 2.17)%。与之相对,聚类 1 的冠层温度小时绝对变化率为(1.034 ± 0.074)℃/h,最大升温速率(2.415 ± 0.181)℃/h 与最大降温速率(-2.250 ± 0.282)℃/h 均更低,冠层温度时序变化更为平缓。此外,聚类 0 的温度曲线平滑度(4.555 ± 0.658)与温度稳定性指数(0.172 4 ± 0.015 9)均高于聚类 1(平滑度:3.893 ± 0.275,稳定性指数:0.156 5 ± 0.006),表明聚类 0 的冠层温度时序波动更为剧烈,响应不规则性更强。

综上,聚类 0 表现为整体冠层温度更高、昼夜温差更大、峰值温度更突出、温度时序波动更剧烈的特征;聚类 1 则呈现冠层温度偏低、昼夜变幅较小、时序动态更为平稳的温度节律模式。2 个聚类在冠层温度昼夜节律上的分化,可能反映了育种材料遗传背景的固有差异,或其对生长环境生理适应性的分异。

2.3 温度响应模式与遗传背景、生长表型的关联

Cramer's V 检验表明,玉米遗传背景与冠层温度时间序列聚类划分的 2 种温度响应模式之间存在极显著的强关联($\varphi_c = 0.304$, $p < 0.001$)。交叉表(图 5a)进一步量化了各遗传背景在聚类结果中的样本分布,揭示了二者的关联规律。从聚类群体的遗传背景构成来看(图 5b),聚类 0 中各亚群占比较为均衡:TEM(32.8%)、TST(24.6%)、DH

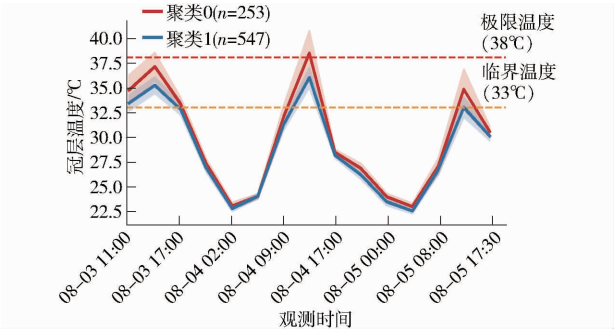


图 4　不同聚类类群玉米冠层温度的昼夜时序变化（2017 年 8 月 3—5 日）

Fig. 4　Diurnal canopy temperature dynamics of maize under different temperature response patterns

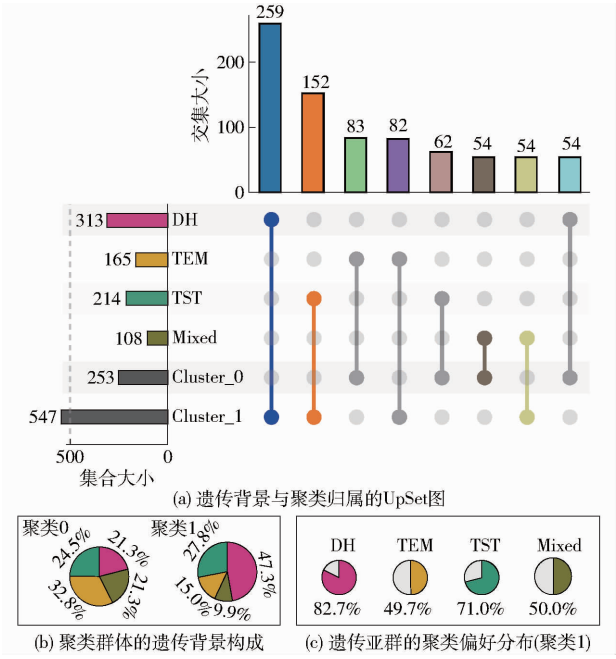


图 5　遗传背景与温度响应模式的关联分析

Fig. 5　Association analysis between maize genetic background and canopy temperature response patterns

(21.3%)、Mixed(21.3%)；聚类 1 则以 DH 亚群为主导(47.3%)，TST 亚群次之(27.8%)，TEM(15.0%)和 Mixed(9.9%)占比较低。从各遗传亚群在不同聚类中的分布偏好来看(图 5c)，DH 亚群中 82.7% 的样本归属于聚类 1，TST 亚群中 71.0% 归属于聚类 1，二者均表现出对聚类 1 的显著富集；Mixed 亚群在两类聚类中各占 50.0%，分布完全均衡；TEM 亚群中聚类 0 占 50.3%，聚类 1 占 49.7%，亦无明显偏好。

如图 6 所示，2 种温度响应模式下的玉米生长表型存在显著差异(各指标 ANOVA 检验，$p < 0.001$)。聚类 1 在冠层覆盖度、冠层体积指数、地上鲜生物量、株高及 NDVI 上均显著优于聚类 0，效应量呈清晰梯度：冠层结构指标(覆盖度 $d = 1.172$，冠层体积 $d = 1.009$)为强效应；地上鲜生物量($d = 0.736$)与株高($d = 0.530$)为中等效应；NDVI($d = 0.354$)为弱效应。

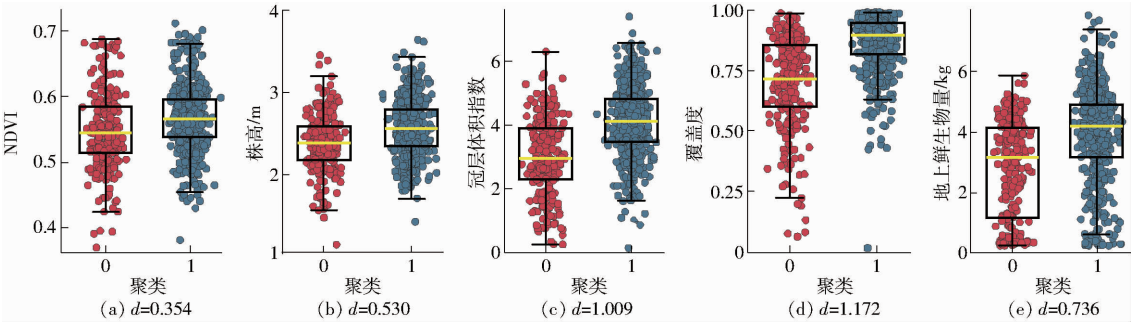


图 6　不同温度响应模式下玉米生长指标差异及效应量

Fig. 6　Differences and effect sizes of maize growth under different temperature response patterns

2.4　高温胁迫与遗传背景、生长表型的关联

2.4.1　阈值敏感性分析

为评估 $T_{critical}$ 的选择对群体划分的影响，以 0.5℃ 为步长将 $T_{critical}$ 从 32℃ 增至 38℃ 进行敏感性分析(图 7)。结果表明：随 $T_{critical}$ 升高，平均热胁迫因子由 0.173 降至 0.003，无胁迫群体比例从 63.25% 升至 99.75%，中度胁迫群体比例从 8.63% 降至 0.25%。$T_{critical}$ 为 33℃ 时，平均热胁迫因子为 0.078，无胁迫、轻度胁迫、中度胁迫比例分别为 84.75%、11.75% 和 3.50%，群体分布较为均衡且组间区分度良好。因此，本研究选择 $T_{critical}$ 为 33℃ 作为临界温度，这既符合 Teixeira 指标体系，又能在有限样本量下保证各胁迫等级的有效统计比较。

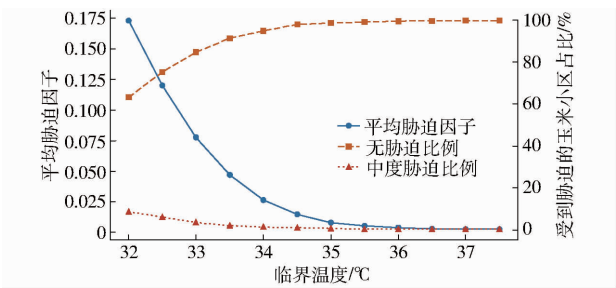


图 7　临界阈值敏感性分析

Fig. 7　Sensitivity analysis of critical thresholds

与华北平原夏玉米研究中常用的 35℃ 危害阈值相比[24-26]，本研究所获 33℃ 阈值偏低，可能原

因有:①本研究观测期为 8 月 3—5 日,正值玉米拔节至抽雄期(V6 - VT),该阶段对高温的敏感性可能高于开花后期。②800 个育种小区基因型多样,部分材料可能对亚高温(33 ~ 35℃)已表现出胁迫响应。

2.4.2 冠层温度响应聚类模式与高温胁迫的关联

基于时间序列聚类分析得到的 2 个冠层温度响应模式,与热胁迫群体分布之间存在极显著的强关联(χ^2(2) = 408.481, p < 0.000 1; φ_c = 0.715)(图 8a)。该结果验证了利用冠层温度动态进行表型聚类的有效性,同时表明特定的温度响应模式与育种材料对累积热胁迫的适应性密切相关。

2.4.3 遗传背景在高温胁迫响应中的分化作用

卡方检验显示,遗传背景与热胁迫群体分布之间存在极显著关联(χ^2(6) = 66.705, p < 0.000 1; φ_c = 0.204,中等效应量)。从各胁迫等级内遗传亚群的构成比来看:在中度胁迫群体(N = 56)中,TEM 亚群占比最高(44.6%),TST 亚群最低(14.3%);在轻度胁迫群体(N = 203)中,TEM 与 DH 亚群占比相近(28.1% 和 27.6%),TST 亚群为 25.6%,Mixed 亚群为 18.7%;在无胁迫群体(N = 541)中,DH 亚群占主导(45.8%),TST 亚群次之(28.5%),TEM 和 Mixed 亚群分别占 15.3% 和 10.4%(图 8b)。不同遗传背景亚群在热胁迫响应分布上呈现显著分化,表明遗传背景与热胁迫耐受性密切相关,是影响该性状的重要内在因素。

2.4.4 生长指标对高温胁迫的响应

Kruskal - Wallis 检验表明,5 个生长指标在不同热胁迫群体(无胁迫、轻度胁迫、中度胁迫)间均存在极显著差异(p < 0.001)。整体效应量 ε^2 显示:冠层体积指数(ε^2 = 0.162)和覆盖度(ε^2 = 0.244)为大效应,地上鲜生物量(ε^2 = 0.079)为中等效应,NDVI 与株高为小效应。Dunn 事后检验进一步表明:无胁迫群体在 5 个生长指标上均显著高于轻度胁迫和中度胁迫群体(校正后 p < 0.01),标准化效应量 r 介于 0.116 ~ 0.403,多为中等效应;轻度与中度胁迫之间仅在覆盖度上存在显著差异(p = 0.009, r = 0.105,中等效应),其余指标差异不显著(图 9)。

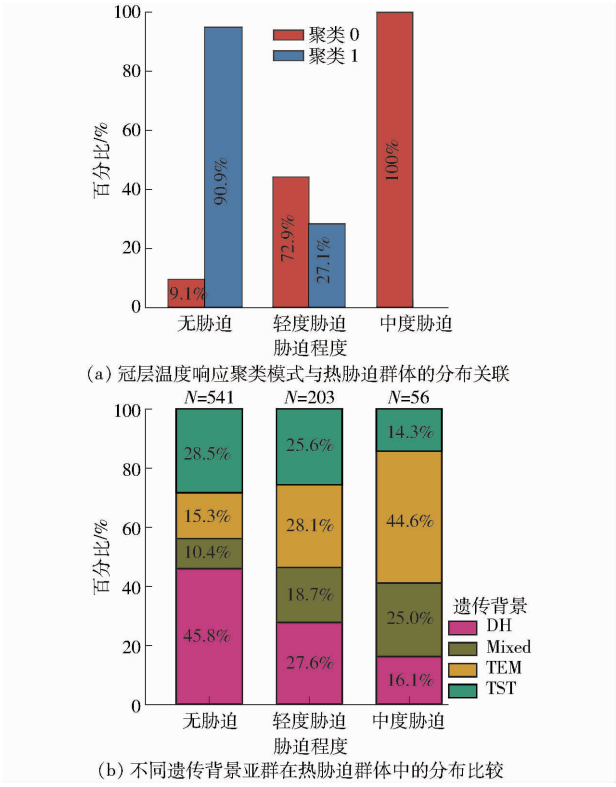


图 8 冠层温度响应聚类模式及遗传背景与高温胁迫的关联分析

Fig. 8 Association analysis of canopy temperature response clustering patterns and genetic background with heat stress

相关性分析显示:热胁迫因子与所有生长指标均呈显著负相关(p < 0.001)。其中,与冠层体积指数(r = -0.510)和覆盖度(r = -0.598)呈中等强度负相关,与 NDVI(r = -0.237)、株高(r = -0.290)及地上鲜生物量(r = -0.388)呈弱至中等负相关。这表明热胁迫对玉米冠层三维结构的抑制作用尤为突出。

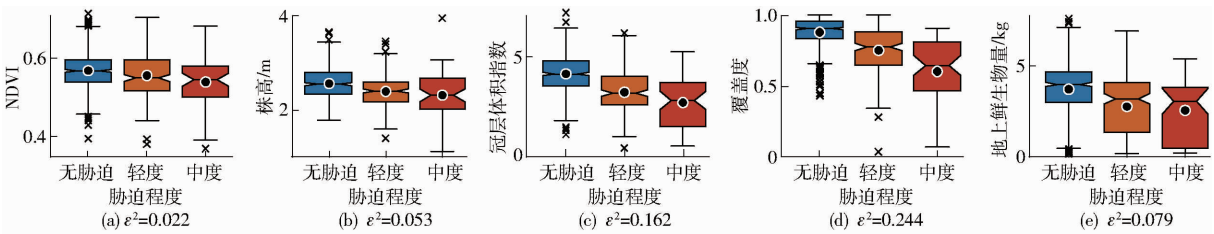


图 9 不同高温胁迫群体的生长指标对比

Fig. 9 Comparison of growth indicators among different heat stress groups

3 讨论

在时序特征解析层面,本研究突破了既有冠层温度研究多依赖均值、极差等一阶统计量的局限[27]。冠层温度昼夜变化蕴含由气孔调节、蒸腾冷却与环境胁迫共同塑造的非线性动力学特征,常规统计指标难以充分刻画其时序形态、多尺度波动与拓扑结构信息。为此,本研究整合统计特征、DTW、

小波变换与 TDA 等多元技术，系统表征玉米冠层温度昼夜动态的多维属性：统计特征反映整体分布与变化趋势，DTW 度量曲线形态相似性，小波变换在多尺度下分离高频波动与低频趋势的成分贡献，TDA 借助持续同调性量化峰谷结构的全局稳定性。该“多视角”特征构建策略有效弥补了单一维度描述作物温度动态时的信息损失，为稳健识别冠层温度响应模式及其生理遗传解析提供了高鉴别力的特征基础。

在算法层面，本研究提出融合农学先验的自适应加权特征选择框架与基于共现概率矩阵的集成聚类策略，针对性解决了作物表型组学中“维度灾难”与“算法敏感性”问题。传统无监督聚类常受制于特征冗余与初始化依赖，稳健性不足[28]。本研究引入热胁迫生理阈值与冠层发育节律等先验知识约束特征选择，在降维同时确保特征的生物学可解释性，并通过多基聚类器集成与共识优化，显著降低对单一算法及数据分布假设的依赖。

在科学发现层面，本研究在大规模遗传多样性群体中揭示了冠层温度响应模式与遗传背景的极显著强关联（$\varphi_c = 0.304$）。具体而言，DH 亚群和 TST 亚群显著富集于聚类 1（分别占 82.7% 和 71.0%），而 TEM 亚群在两类聚类中分布均衡，Mixed 亚群则完全均衡。这一结果符合预期，并与作物适应性理论一致：TST 亚群通常对光周期敏感，演化出更强的热耐受性与冠层发育能力，有助于其适应原产地的高温环境[29-30]；DH 亚群作为纯合系，可能因选择育种过程中对稳定产量性状的筛选而倾向于保留温度缓冲能力强的基因型。相比之下，TEM 亚群表现为对温度波动的更高敏感性。Mixed 亚群的均衡分布则暗示其遗传组成中兼具温带与热带成分，导致温度响应模式的中和。

此外，Kruskal－Wallis 检验显示，5 个生长指标均随热胁迫强度增加而显著下降。效应量分析表明，冠层体积指数（$\varepsilon^2 = 0.162$）和覆盖度（$\varepsilon^2 = 0.244$）对热胁迫的响应最为敏感（大效应），地上鲜生物量次之（中等效应），NDVI 与株高响应较弱（小效应）。该梯度提示，高温胁迫首先通过诱导气孔关闭、降低蒸腾冷却效率，直接影响冠层温度和叶片水分状态，进而抑制细胞扩张和冠层结构发育；持续胁迫则会通过限制光合产物积累影响生物量；而 NDVI 作为绿度指数，对短期高温胁迫的响应相对滞后。这一发现支持了冠层温度作为综合生理指标的价值，其不仅反映瞬时的蒸腾冷却状态，也与基因型间的生长表现密切相关[31-33]。相关性分析表明，热胁迫因子与所有生长指标均呈显著负相关，该结果与已有研究一致[34-37]。其中，热胁迫因子与冠层体积指数（$r = -0.510$）、覆盖度（$r = -0.598$）呈中等强度负相关，提示在育种筛选中可将这 2 个指标作为热胁迫耐受性的快速评估依据。

然而，本研究存在一定不足：①无人机获取的“面平均温度”与手持测温仪的“点温度”之间存在尺度不匹配，且不同观测日的大气条件差异难以完全消除。未来研究可同步测量大气廓线以进行精确辐射校正，并引入多角度观测方法提升反演精度[38]。②本研究数据仅来自单一年份和单一地点，虽统计检验显著，但仍无法排除特定年份气候波动或局部微环境变异的偶然影响。因此，当前识别的冠层温度响应模式与遗传背景的关联及其对生长表型的指示意义，尚需多年份、多环境的田间试验加以系统验证。③聚类数 $K = 2$ 虽经多指标加权融合优化，但更细粒度的聚类（$K > 2$）或可揭示亚群内更为丰富的温度响应异质性；受限于聚类有效性评价结果及后续多组比较的统计效力，本研究未作进一步划分。后续研究应在多年份、多地点田间试验基础上，结合全基因组关联分析解析冠层温度节律的遗传基础，并探索将温度动态响应模式应用于玉米耐热种质的早期筛选与定向改良。

4　结论

（1）基于无人机热红外遥感技术，结合多算法集成聚类与多视角时序解析特征集，系统解析了 800 个玉米基因型在 V6 至 VT 期的冠层温度昼夜响应规律，并揭示了其与遗传背景、生长表型及高温胁迫耐受性的内在关联。

（2）基于 208 组配对观测数据的验证表明，采用 90% 分位数表征玉米冠层温度时，无人机热红外反演温度与地面实测温度呈显著正相关（$R^2 = 0.804$，$p < 0.001$），RMSE 为 1.001℃，nRMSE 为 2.84%，证实了无人机热红外遥感技术获取冠层温度的可靠性与准确性。

（3）冠层温度节律模式能够有效区分不同遗传背景。DH 与 TST 亚群显著富集于低温平稳型模式（聚类 1），并表现出更强的热胁迫耐受性；TEM 亚群在中度胁迫群体中占比最高，对高温更为敏感。该发现为基于冠层温度动态的耐热种质筛选提供了理论依据。

（4）高温胁迫对冠层三维结构的抑制作用最为突出，两者与热胁迫因子的相关系数分别达 －0.598 和 －0.510，效应量均为大效应（$\varepsilon^2 \geqslant 0.162$）。冠层覆盖度和冠层体积指数可作为热胁迫耐受性的快速、高通量筛选指标。

(5)本研究提出的多指标加权融合最优聚类数判定方法及融合农学先验的自适应特征选择框架,在降维的同时保留核心特征,并基于共现概率矩阵集成聚类,有效克服了单一聚类算法的局限性,显著提升了时序表型分析的稳健性与可解释性。

参 考 文 献

[1] Highlights from the extreme heat and agriculture report[R]. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), World Meteorological Organization (WMO), 2025.

[2] 霍治国, 张海燕, 李春晖, 等. 中国玉米高温热害研究进展[J]. 应用气象学报, 2023, 34(1): 1 – 14.
Huo Zhiguo, Zhang Haiyan, Li Chunhui, et al. Review on high temperature heat damage of maize in China[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2023, 34(1): 1 – 14. (in Chinese)

[3] Lizaso J I, Ruiz-Ramos M, Rodríguez L, et al. Impact of high temperatures in maize: phenology and yield components[J]. Field Crops Research, 2018, 216: 129 – 140.

[4] 余涛, 顾行发, 田国良, 等. 利用夜间热红外遥感影像研究玉米冠层孔隙率分布[J]. 遥感学报, 2005, 6: 640 – 645.
Yu Tao, Gu Xingfa, Tian Guoliang, et al. Investigating gap frequency of a maize canopy using TIR camera at night[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2005, 6: 640 – 645. (in Chinese)

[5] Djalovic I, Kundu S, Bahuguna R N, et al. Maize and heat stress: physiological, genetic, and molecular insights[J]. The Plant Genome, 2024, 17(1): e20378.

[6] Yadav M R, Choudhary M, Singh J, et al. Impacts, tolerance, adaptation, and mitigation of heat stress on wheat under changing climates[J]. International Journal of Molecular Sciences, 2022, 23(5): 2838.

[7] 杨文攀, 李长春, 杨浩, 等. 基于无人机热红外与数码影像的玉米冠层温度监测[J]. 农业工程学报, 2018, 34(17): 68 – 75,301.
Yang Wenpan, Li Changchun, Yang Hao, et al. Monitoring of canopy temperature of maize based on UAV thermalinfrared imagery and digital imagery[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(17): 68 – 75,301. (in Chinese)

[8] Li M, Wang Z, Cheng T, et al. Phenotyping terminal heat stress tolerance in wheat using UAV multispectral imagery to monitor leaf stay-greenness[J]. Smart Agricultural Technology, 2025, 11: 100996.

[9] Hassan M A, Yang M, Rasheed A, et al. Quantifying senescence in bread wheat using multispectral imaging from an unmanned aerial vehicle and QTL mapping[J]. Plant Physiology, 2021, 187(4): 2623 – 2636.

[10] Inghelandt D V, Frey F P, Ries D, et al. QTL mapping and genome-wide prediction of heat tolerance in multiple connected populations of temperate maize[J]. Scientific Reports, 2019, 9(1): 14418.

[11] Poiré R, Wiese-Klinkenberg A, Parent B, et al. Diel time-courses of leaf growth in monocot and dicot species: endogenous rhythms and temperature effects[J]. Journal of Experimental Botany, 2010, 61(6): 1751 – 1759.

[12] 张宏鸣, 王佳佳, 韩文霆, 等. 基于热红外遥感影像的作物冠层温度提取[J]. 农业机械学报,2019,50(4): 203 – 210.
Zhang Hongming, Wang Jiajia, Han Wenting, et al. Crop canopy temperature extraction based on thermal infrared remote sensing images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 203 – 210. (in Chinese)

[13] Swift S, Tucker A, Vinciotti V, et al. Consensus clustering and functional interpretation of gene-expression data[J]. Genome Biology, 2004, 5(11): R94.

[14] Sankararao A U G, Rajalakshmi P, Choudhary S. Machine learning-based ensemble band selection for early water stress identification in groundnut canopy using UAV-based hyperspectral imaging[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2023, 20: 5505805.

[15] Monti S, Tamayo P, Mesirov J, et al. Consensus clustering: a resampling-based method for class discovery and visualization of gene expression microarray data[J]. Machine Learning, 2003, 52(1): 91 – 118.

[16] Han L, Yang G, Yang H, et al. Clustering field-based maize phenotyping of plant-height growth and canopy spectral dynamics using a UAV remote-sensing approach[J]. Frontiers in Plant Science, 2018, 9: 1638.

[17] Han L, Yang G, Dai H, et al. Modeling maize above-ground biomass based on machine learning approaches using UAV remote-sensing data[J]. Plant Methods, 2019, 15: 10.

[18] Wang A, Wang J, Li H, et al. Tree parameter extraction method based on new remote sensing technology and terrestrial laser scanning technology[J]. Big Data Research, 2024, 36: 100460.

[19] Teixeira E I, Fischer G, Van Velthuizen H, et al. Global hot-spots of heat stress on agricultural crops due to climate change [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2013, 170: 206 – 215.

[20] 张祯祯, 王靖, 尹红, 等. 华北平原夏玉米花期前后高温时空分布及其对产量影响[J]. 农业工程学报, 2025, 41(17): 101 – 110.
Zhang Zhenzhen, Wang Jing, Yin Hong, et al. Spatiotemporal distribution of high temperatures before and after the flowering stage of summer maize and theirimpacts on yield in the North China Plain[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(17): 101 – 110. (in Chinese)

[21] Field C B. Managing the risks of extreme events and disasters to advance climate change adaptation: special report of the

intergovernmental panel on climate change[M]. Cambridge: Cambridge University Press,2012.
[22] Cohen J. Statistical power analysis for the behavioral sciences[M]. 2nd. New York: Routledge,1988.
[23] Wallace J G, Larsson S J, Buckler E S. Entering the second century of maize quantitative genetics[J]. Heredity, 2014, 112(1): 30 – 38.
[24] GB/T 21985—2008　主要农作物高温危害温度指标[S].
[25] Wang Y, Liu X, Hou X, et al. Maximum lethal temperature for flowering and seed set in maize with contrasting male and female flower sensitivities[J]. Journal of Agronomy and Crop Science, 2021, 207(4): 679 – 689.
[26] 李志, 路浩冉, 杨官官, 等. 河南省夏玉米花期高温热害时空分布特征[J]. 河南农业科学, 2024, 53(7): 10 – 20.
Li Zhi, Lu Haoran, Yang Guanguan, et al. Spatial and temporal distribution characteristics of heat damage at flowering stage of summer maize in Henan Province[J]. Journal of Henan Agricultural Sciences, 2024, 53(7): 10 – 20. (in Chinese)
[27] 张智韬, 边江, 韩文霆, 等. 无人机热红外图像计算冠层温度特征数诊断棉花水分胁迫[J]. 农业工程学报, 2018, 34(15):77 – 84.
Zhang Zhitao, Bian Jiang, Han Wenting, et al. Cotton moisture stress diagnosis based on canopy temperature characteristics calculated from UAV thermalinfrared image[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(15):77 – 84. (in Chinese)
[28] Li F, Gao Q, Ma X, et al. Self-supervised graph embedding clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2025, 47(12): 11662 – 11673.
[29] 崔俊明, 芦连勇, 宋长江, 等. 不同热带、亚热带玉米种质在温带和热带地区种植比较研究[J]. 园艺与种苗, 2006, 4: 260 – 264.
Cui Junming, Lu Lianyong, Song Changjiang, et al. Comparison of different tropical,subtropical maize germplasm planted in temperate zone and tropical zone[J]. Horticulture & Seed, 2006, 4: 260 – 264. (in Chinese)
[30] 李新海, 李明顺, 袁力行, 等. 热带、亚热带玉米种质的研究与利用[J]. 中国农业科学, 2000, 33(增刊 1): 20 – 26.
Li Xinhai, Li Mingshun, Yuan Lixing, et al. Research on improvement and utilization of tropical,subtropical maize germplasm [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2000, 33(S1): 20 – 26. (in Chinese)
[31] 王国宇, 宋尚有, 樊廷录, 等. 不同基因型玉米冠层温度与产量和水分利用效率的关系[J]. 玉米科学, 2009, 17(1): 92 – 95.
Wang Guoyu, Song Shangyou, Fan Tinglu, et al. Relationship of canopy temperature with grain yield and water use efficiency in various genotypes of maize[J]. Journal of Maize Sciences, 2009, 17(1): 92 – 95. (in Chinese)
[32] Graß R, Böttcher U, Lilienthal H, et al. Is canopy temperature suitable for high throughput field phenotyping of drought resistance of winter rye in temperate climate? [J]. European Journal of Agronomy, 2020, 120: 126104.
[33] Liu Y, Subhash C, Yan J, et al. Maize leaf temperature responses to drought: thermal imaging and quantitative trait loci (QTL) mapping[J]. Environmental and Experimental Botany, 2011, 71(2): 158 – 165.
[34] Sagan V, Maimaitijiang M, Sidike P, et al. UAV-based high resolution thermal imaging for vegetation monitoring, and plant phenotyping using ICI 8640 P, FLIR Vue Pro R 640, and thermoMap cameras[J]. Remote Sensing, 2019, 11(3): 330.
[35] Yadav S K, Tiwari Y K, Pavan Kumar D, et al. Genotypic variation in physiological traits under high temperature stress in maize[J]. Agricultural Research, 2016, 5(2): 119 – 126.
[36] 张森焱, 李鸿萍, 栗思佳, 等. 氮磷钾配施缓解花期高温胁迫对玉米产量形成的影响[J]. 植物营养与肥料学报, 2025, 31(12): 2457 – 2471.
Zhang Senyan, Li Hongping, Li Sijia, et al. Mitigation effects of NPK fertilization on maizeyield formation under high-temperature stressduring flowering stage[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizers, 2025, 31(12): 2457 – 2471. (in Chinese)
[37] Wang X, Luo N, Zhu Y, et al. Water replenishment to maize under heat stress improves canopy temperature and grain filling traits during the reproductive stage[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2023, 340: 109627.
[38] Treier S, Roth L, Hund A, et al. Analysis of variance and its sources in UAV-based multi-view thermal imaging of wheat plots [J]. Plant Phenomics, 2025, 2(7): 100046.