doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.22.008

基于无人机点云的玉米冠层三维结构表型对干旱胁迫响应分析

陈浩翀[1,2]　陈浩东[3]　吴超群[1,2]　郭　焱[3]　马韫韬[3]　李思恩[1,2]

(1. 中国农业大学水利与智能工程学院, 北京 100083; 2. 农业水资源高效利用全国重点实验室, 北京 100083;
3. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100083)

摘要: 不同水分梯度下玉米冠层三维结构动态变化规律,评估冠层结构参数对干旱胁迫的区分能力,并解析不同玉米品种冠层结构保持能力差异具有重要作用。本研究以 97 个玉米育种材料为研究对象,设置正常灌溉(CK)、轻度干旱(D1)和重度干旱(D2)3 个水分梯度,利用无人机多视角影像重建冠层三维点云,提取涵盖冠层高度特征、空间覆盖特征和表面结构复杂度的 13 个冠层结构参数。采用随机森林算法对 3 种水分处理进行分类识别,并通过 KMeans 聚类对品种进行冠层结构保持能力分级。研究结果表明,随机森林分类总体准确率为 72.5%,冠层高度特征累计重要性达 0.481,95 百分位高度(0.153)和平均冠层高度(0.114)为区分水分梯度的关键参数。GLCM 对比度对干旱胁迫响应最为敏感,CK - D2 差异达 65% ~89%。品种聚类将品种根据旱后表现分为 5 个类型。冠层三维结构参数对不同水分梯度具有一定区分能力,冠层高度是区分干旱胁迫程度最重要的指标类别,纹理特征可作为冠层高度特征的补充。研究结果为玉米干旱胁迫监测与冠层结构特征筛选提供了技术方法和理论依据。

关键词: 玉米; 三维点云; 冠层结构参数; 随机森林; 干旱胁迫

中图分类号: S274.3　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)22-0096-14　　**OSID**:

Analysis of Response of Maize Canopy 3D Structure Phenotypes to Drought Stress Based on UAV Point Clouds

Chen Haochong[1,2]　Chen Haodong[3]　Wu Chaoqun[1,2]　Guo Yan[3]　Ma Yuntao[3]　Li Sien[1,2]

(1. *College of Water Resources and Intelligent Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *State Key Laboratory of Efficient Utilization of Agricultural Water Resources*, *Beijing* 100083, *China*
3. *College of Land Science and Technology*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Aiming to investigate the dynamic changes in the three-dimensional structure of maize canopies under different water stress gradients, evaluate the ability of canopy structural parameters to distinguish drought stress, and analyze differences in canopy structure maintenance among different maize varieties, using 97 maize varieties as study subjects, three water stress gradients were established: normal irrigation (CK), mild drought (D1), and severe drought (D2). RGB imagery captured by an unmanned aerial vehicle (UAV) was used to reconstruct three-dimensional point clouds of the canopy, and 13 canopy structural parameters were extracted, covering canopy height characteristics, spatial coverage characteristics, and surface structural complexity. A random forest algorithm was employed to classify the three water treatments, and K-means clustering was used to categorize varieties based on canopy structure maintenance. The overall accuracy of the random forest classification was 72.5%, with the cumulative importance of canopy height features reaching 0.481. The 95th percentile height (0.153) and average canopy height (0.114) were identified as key parameters for distinguishing between water gradients. GLCM contrast was the most sensitive to drought stress response, with CK - D2 differences ranging from 65% to 89%. Variety clustering classified varieties into five categories. Three-dimensional canopy structure parameters can effectively distinguish different moisture gradients; canopy height was the

收稿日期: 2026 - 07 - 18　修回日期: 2026 - 08 - 16

基金项目: 国家重点研发计划项目(2024YFF0808403)和国家自然科学基金面上项目(52379052)

作者简介: 陈浩翀(1998—),男,博士生,主要从事智慧灌溉研究,E-mail: chc810sy@163.com

通信作者: 马韫韬(1977—),女,教授,博士生导师,主要从事植物三维表型研究,E-mail: yuntao.ma@cau.edu.cn

dominant indicator for drought monitoring, while textural features can provide important supplementary information. The research result can provide technical methods and theoretical basis for monitoring drought stress in maize and screening canopy structure.

Key words: maize; 3D point cloud; canopy structure parameters; random forest; drought stress

0　引言

玉米(*Zea mays* L.)是全球最重要的粮食作物之一,在粮食安全、饲料供给及工业原料生产中具有重要地位[1]。然而,随着全球气候变化加剧,干旱事件发生频率和持续时间不断增加,严重威胁玉米生产稳定性[2]。尤其在中国西北灌区,水资源短缺与农业高耗水问题长期并存,干旱已成为限制玉米产量提升和农业可持续发展的关键因素[3]。干旱胁迫不仅影响玉米光合作用和物质积累,还会显著改变植株冠层结构特征,包括株高降低、叶片卷曲、冠层收缩以及空间分布异质性减弱等[4]。因此,准确获取玉米在干旱胁迫下冠层结构动态变化,对于解析玉米耐旱响应机制及开展耐旱品种筛选具有重要意义[5]。

传统玉米表型获取主要依赖人工测量,如株高、叶面积指数及覆盖度等指标调查。虽然这些方法能够反映部分生长信息,但普遍存在效率低、劳动强度大、重复性差以及难以开展大规模动态监测等问题,难以满足现代作物高通量表型研究需求[6]。近年来,无人机遥感技术因具有高时效性、低成本及大范围获取能力,在农业表型研究中得到广泛应用。其中,基于无人机多视角影像的三维重建技术能够通过多角度图像恢复作物冠层三维结构信息,并生成高密度点云数据,为作物冠层结构表型获取提供了新的技术手段[7]。相比传统二维遥感指标,点云能够更直接地表征作物冠层的空间形态特征,在株高估算、冠层覆盖度提取、生物量监测及倒伏识别等方面已表现出较高应用潜力[8-9]。例如,Li 等[10]利用无人机倾斜影像结合自适应微地形模型从 3D 点云估算玉米叶面积指数和株高,决定系数分别为 0.48 和 0.89。Niu 等[11]利用无人机 RGB 图像构建作物表面模型估算玉米株高方法,重点分析了植被覆盖度及视角和空间分辨率对玉米株高估算精度的影响。Fei 等[12]融合三维点云和多光谱图像进行株高和叶面积反演,融合三维数据后,决定系数达到 0.92,远高于传统方法的 0.78。

以上研究大多集中于株高、冠层覆盖度及叶面积指数等传统结构参数提取。实际上,玉米在干旱胁迫条件下不仅表现为冠层高度下降,Yasin 等[13]介绍了作物在干旱条件下形态表型变化。作物在干旱胁迫下,同时伴随着叶片卷曲、冠层塌缩及表面结构变化等特征[14],这些结构变化会进一步影响冠层内部光分布、蒸腾过程及群体生长状态[15]。因此,仅依赖传统高度或覆盖指标难以全面揭示干旱条件下冠层结构的动态响应机制。然而,目前针对玉米冠层表面结构复杂度动态变化的研究仍较少[16],尤其缺乏基于大规模品种、多时期和多水分梯度条件下系统研究。此外,不同玉米品种在干旱条件下可能表现出不同的冠层结构响应模式[17]。因此,构建能够反映冠层三维结构复杂度的表型指标体系,并分析不同品种在干旱条件下动态响应差异,对于开展玉米耐旱表型评价具有重要价值[18]。

综上所述,本研究以 97 个玉米品种为研究对象,设置正常灌溉(CK)、轻度干旱和重度干旱 3 个水分梯度,利用无人机获取多时期多视角影像,并基于多视角技术重建玉米冠层三维点云[19]。通过构建冠层高度特征、空间覆盖特征及表面结构复杂度等多维结构表型参数体系,重点分析不同水分条件下玉米冠层三维结构的动态变化规律,探究干旱胁迫是否导致冠层表面结构由复杂向均质化发展,并进一步解析不同玉米品种在结构响应上差异特征,以期为玉米冠层结构评价及高通量三维表型研究[20]提供新技术方法与理论依据。

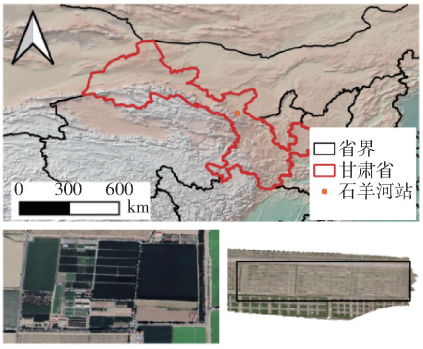
1　材料和方法

1.1　试验地概况

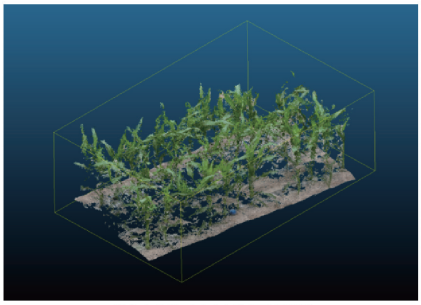
试验于甘肃省武威市中国农业大学石羊河国家野外科学观测研究站开展,试验站地理位置为 37°49′N,102°52′E,位于河西走廊东部石羊河流域。该区域属于典型的温带大陆性干旱气候,具有光照充足、昼夜温差大、降水稀少和蒸发强烈等特点,是我国典型的干旱灌溉农业区之一。多年平均气温 7~8℃,年日照时数超 3 000 h,无霜期约 150 d,年均降水量约 150 mm,而年蒸发量可达 2 000 mm 以上,农业生产对灌溉依赖程度较高。

试验区地势平坦,适宜开展大田作物精准灌溉与高通量表型研究。土壤类型以灌漠土为主,具有典型干旱区农田土壤特征。玉米生长季期间气候干燥、太阳辐射强,为研究不同水分条件下玉米冠层结构响应及耐旱表型差异提供了良好的自然环境条

件。该试验站长期开展节水农业相关研究,具备完善的田间灌溉与环境监测条件。试验地点及试验小区点云如图 1 所示。



(a) 试验站位置



(b) 试验小区点云示意图

图 1 试验地点与点云结果

Fig. 1 Station location and point cloud results

1.2 试验布置

试验共选取 97 个玉米品种,其中 87 个由中国农业大学国家玉米改良中心提供,其余 10 个选择武威当地种植品种。部分品种属于尚未公开的育种品种,具体品种名称及系谱信息涉及材料提供单位的保密要求,因此采用唯一编号对各基因型进行标识。试验采用不同水分梯度处理,以研究干旱胁迫条件下玉米冠层结构表型的响应特征及品种差异。于 2025 年 4 月 1 日播种,玉米株距为 20 cm,行距 30 cm,单行 15 株,每 3 行为 1 个小区,小区间距 40 cm。

共设置 3 个灌溉水平,分别为 100% 作物蒸散量灌溉、75% 作物蒸散量灌溉和 50% 作物蒸散量灌溉。其中,100% 灌溉处理作为正常灌溉(CK),75%(D1)和 50%(D2)灌溉处理分别代表轻度和重度干旱条件。施肥方式按照当地惯例,每公顷施加底肥磷酸二铵 375 kg,氮磷钾复合肥 300 kg(各含 18%),拔节期追施尿素 450 kg。

利用试验站逐日气象数据计算参考作物蒸散量(ET_0),气象数据包括气温、相对湿度、风速及太阳辐射,使用 ET_0 乘以作物系数(Crop coefficient, K_c)得到正常供水灌溉量。各处理灌溉量依据当地推荐的玉米 K_c 进行计算。作物蒸散量计算式为

$$ET_c = ET_0 K_c \tag{1}$$

其中

$$ET_0 = \frac{0.408(R_n - G) + r\dfrac{900}{T+273}u_2(e_s - e_a)}{\Delta + r(1 + 0.34u_2)} \tag{2}$$

式中 ET_0——参考作物蒸散量,mm/d

R_n——作物表面上净辐射,MJ/(m²·d)

G——土壤热通量,MJ/(m²·d)

T——2 m 高处日平均气温,℃

u_2——2 m 高处风速,m/s

e_s——饱和水汽压,kPa

e_a——实际水汽压,kPa

Δ——饱和水汽压曲线斜率

r——湿度计常数,kPa/℃

ET_c——作物实际蒸散发量,mm/d

各处理全生育期累计灌溉量分别为:CK 约 190.1 mm,D1 约 150.4 mm,D2 约 110.6 mm。各日期具体灌溉量见表 1。

表 1 不同干旱处理具体日期灌溉量

Tab. 1 Irrigation amounts on specific dates for different drought treatments mm

处理	4 月 29 日	5 月 25 日	6 月 13 日	7 月 5 日	7 月 20 日	8 月 1 日	8 月 21 日
CK	31.0	18.0	26.0	21.4	54.4	24.4	14.9
D1	31.0	13.5	19.5	16.1	40.8	18.3	11.2
D2	31.0	9.0	13.0	10.7	27.2	12.2	7.5

1.3 数据获取

1.3.1 无人机影像拍摄

采用大疆 Mavic 3E 型无人机进行交叉环绕飞行获取试验各小区多视角图像。该无人机裸机质量 915 g,无风环境续航时间达到 45 min,随机携带的广角镜头有效像素 2 000 万,视场角为 84°,等效焦距为 24 mm,可拍摄高分辨率 RGB 图像,并且可使用高精度 RTK 服务,精度控制在厘米级。交叉环绕飞行是一种高效的无人机飞行模式,适用于三维建模和影像采集,能够显著提高建模效率和精度[21]。针对作物冠层的三维建模,已有研究测试了玉米、甜菜、棉花及大豆等多种作物,均得到极高精度,适用于对作物器官级的结构分析[22-24]。

针对整个玉米生育期,于生长期内每周飞行 1 次,其余生育期每半个月 1 次,共飞行拍摄 9 次,具体日期为:6 月 8 日(苗期-拔节期)、6 月 20 日(拔节期)、7 月 11 日(大喇叭口期)、7 月 19 日(抽雄期)、7 月 25 日(开花期)、8 月 1 日(灌浆期)、8 月 9 日(灌浆期)、8 月 21 日(乳熟期)、8 月 29 日(蜡熟期)。每次飞行选择晴朗无风的白天明亮阶段,并尽量避免 11:00—14:00 之间,该时间段内太阳直射

光过强，拍摄图像具有较强反射，影响三维建模效果。飞行高度设置为距离冠层 5 m，前向和旁向重叠度均为 95%，飞行速度为 1 m/s。

1.3.2　三维建模与预处理

采用 Metashape Pro（版本 1.7.1，俄罗斯）进行作物冠层三维重建，具体流程：导入交叉环绕飞行得到的多视角图像，软件采用 SIFT 算法提取多视角图像共同特征点，采用 SFM－CMVS 算法重建冠层稠密点云。每一步重建过程均使用高精度分辨率，最终将稠密点云输出为 LAS 格式文件，采用坐标系为 WGS84 UTM zone 48N。基于田间试验布置，在 QGIS（版本 3.40）中划分每个小区，并使用 WhiteBox Tools（版本 2.3）进行点云分割，得到所有处理单个小区的冠层稠密点云。

为降低重建过程噪声点及点云密度差异对冠层结构参数提取的影响，在表型参数计算前，对各小区点云进行统一预处理。首先，采用统计滤波方法对点云进行离群点去除，通过计算点与其邻域点间的空间距离，剔除明显偏离局部点云分布的噪声点，以减少重建误差及背景噪声对后续分析的干扰[25]。随后，考虑到无人机重建点云包含绝对地理高程信息，且玉米生长后期由于冠层封闭导致部分时期地面点缺失，因此采用基于早期地面高程的统一归一化方法进行冠层高度标准化处理[26]。

具体而言，对于每个小区，优先选取苗期或拔节早期地面点较完整的点云数据，通过提取底层高程点估算地面基准高程，并将该地面高程作为该小区所有时期的统一地面参考。随后，对各时期点云进行高度归一化处理，即采用点云高程减去对应小区地面基准高程，从而获得相对冠层高度。该方法有效避免了后期冠层遮挡条件下地面点缺失导致的高度估计误差，提高了多时期冠层结构参数的可比性与稳定性。

此外，为减弱不同处理及不同时期点云密度差异带来的影响，进一步采用体素下采样方法对所有点云进行统一密度标准化处理[27]。通过设定固定体素尺寸，对同一空间范围内的点进行聚合，以获得空间分布均匀的冠层点云。该步骤能够有效降低点云冗余，提高计算效率，同时减少点云密度变化对粗糙度、纹理及结构复杂度等参数的影响。

1.4　三维结构特征提取

基于预处理后的玉米小区冠层点云，从冠层高度特征、空间覆盖特征以及表面结构复杂度 3 方面提取玉米三维结构表型参数，以定量表征不同水分条件下玉米冠层结构的动态变化特征。提取的 13 个冠层三维结构参数定义、计算公式及参考文献见表 2，分为冠层高度特征（6 个）、冠层空间覆盖特征（2 个）和冠层表面结构复杂度（5 个）3 个类别。

首先，在冠层高度特征方面，提取平均冠层高度、95 百分位高度、最大高度、高度标准差、高度变异系数、高度偏差 6 个参数[28-29]。上述参数分别用于表征整体冠层生长水平，反映冠层垂直结构的空间异质性。图 2 为 6 月 20 日点云提取株高与手动测量株高，R^2 为 0.927，明确了点云精准性。其次，在冠层空间覆盖特征方面，提取冠层覆盖度[30]及冠层紧凑度 2 个参数。冠层覆盖度定义为植被区域占总小区面积比例，用于表征冠层封闭程度与群体扩展能力；紧凑度则通过冠层覆盖度与冠层高度的关系进行计算，用于反映冠层聚集程度及叶片卷曲特征。该参数在干旱条件下对玉米叶片卷曲和冠层收缩具有较高敏感性。

此外，为进一步刻画玉米冠层表面的空间结构复杂度，提取表面粗糙度[31]及灰度共生矩阵纹理特征[26]。粗糙度用于描述冠层表面高程起伏程度，可反映叶片空间分布及冠层表面平坦化特征；GLCM 纹理参数包括对比度、同质性和熵值。点云数据栅格化生成冠层高度模型（CHM），空间分辨率为 0.02 m。计算 GLCM，将 CHM 像元高程量化为 64 个灰度级（0～63），以覆盖不同时期冠层高度变化范围。像素步长设置为 1 像素，分别计算 0°、45°、90°和 135° 4 个方向灰度共生矩阵，取 4 个方向平均值作为最终纹理参数，以消除方向性偏差。滑动窗口尺寸设置为 5 像素×5 像素（对应地面 0.10 m×0.10 m），该窗口尺寸能够在保证足够纹理统计样本的同时，较好保留冠层局部结构特征。最终提取对比度（Contrast）、同质性（Homogeneity）和熵值（Entropy）3 个 GLCM 纹理参数，分别表征冠层表面局部高程差异程度、纹理均匀程度和空间结构复杂性。对比度表征局部空间高程差异，同质性反映冠层纹理均匀程度，而熵值则衡量冠层空间结构复杂性和随机性。上述参数能够有效反映干旱条件下玉米冠层由复杂向均质化发展的变化趋势。

最终，所有提取的三维结构参数均以小区为单位建立时序表型数据库，用于后续干旱响应分析及品种间冠层结构差异研究。

1.5　数据分析

数据分析流程主要包括数据预处理、随机森林分类建模、特征重要性评估、参数相关性分析、时序动态分析以及品种冠层结构保持能力综合评价 6 个部分，所有数据分析均基于 Python 3.10 平台完成，主要依赖 scikit-learn、pandas、numpy、matplotlib 和

表 2 冠层三维结构参数定义

Tab. 2 Definitions of canopy 3D structure parameters

类别	名称	计算公式/定义	物理意义	文献序号
冠层高度特征	平均冠层高度 H_mean（Mean canopy height）	$H_mean = (1/N)\,\mathrm{sum}(Z_i)$，$Z_i$ 为各点云高程，N 为点云总数	反映冠层整体生长水平和垂直发育程度	[28－29]
	最大冠层高度 H_max（Maximum canopy height）	$H_max = \max(Z_i)$	反映冠层垂直方向最大伸展范围	[28－29]
	95 百分位高度 H_p95（95th percentile height）	$H_p95 = P_{95}(Z_i)$，即点云高程的第 95 百分位数	反映冠层上部密集区域的高度水平，对顶层生长变化敏感	[28－29]
	高度标准差 H_std（Height standard deviation）	$H_std = \mathrm{sqrt}((1/N)\,\mathrm{sum}((Z_i - H_mean)^2))$	反映冠层垂直方向空间异质性，标准差越大表明冠层高度分布越不均匀	[28－29]
	高度变异系数 H_cv（Height coefficient of variation）	$H_cv = H_std/H_mean$	消除量纲影响后反映冠层高度相对变异程度	[28－29]
	高度偏度 H_skew（Height skewness）	$H_skew = (1/N)\,\mathrm{sum}((Z_i - H_mean)^3)/H_std^3$	反映冠层高度分布对称性，正值表示分布右偏（上部稀疏），负值表示左偏	[28－29]
冠层空间覆盖特征	冠层覆盖度 CC（Canopy cover）	$CC = A_veg/A_total$，其中 A_veg 为植被点云垂直面积，A_total 为小区总面积	反映冠层对地表的封闭程度和群体扩展能力	[30]
	冠层紧凑度 CP（Canopy compactness）	$CP = CC/H_mean$	反映单位高度下冠层聚集程度，对叶片卷曲和冠层收缩敏感	[30]
冠层表面结构复杂度	表面粗糙度 $Rough$（Surface roughness）	$Rough = \mathrm{sqrt}((1/N)\,\mathrm{sum}((Z_i - Z_smooth)^2))$，$Z_smooth$ 为局部平滑高程	反映冠层表面高程起伏程度，表征叶片空间分布和表面平坦化特征	[31]
	冠层高度模型方差 CHM_var（CHM variance）	$CHM_var = \mathrm{Var}(Z_i)$，即 CHM 像元高程方差	反映冠层表面高程整体波动幅度，与粗糙度高度相关	[26]
	GLCM 对比度 C_GLCM（GLCM contrast）	$C_GLCM = \mathrm{sum}_\{i,j\}\ (i-j)^2\boldsymbol{P}(i,j)$，$\boldsymbol{P}(i,j)$ 为归一化灰度共生矩阵	反映冠层表面局部高程差异程度，值越大表明纹理越粗糙、空间异质性越强	[26]
	GLCM 同质性 H_GLCM（GLCM homogeneity）	$H_GLCM = \mathrm{sum}_\{i,j\}\boldsymbol{P}(i,j)/(1+\lvert i-j\rvert)$	反映冠层纹理均匀程度，值越大表明冠层表面越均匀、变化越小	[26]
	GLCM 熵值 E_GLCM（GLCM entropy）	$E_GLCM = -\mathrm{sum}_\{i,j\}\boldsymbol{P}(i,j)\ln(\boldsymbol{P}(i,j))$	反映冠层表面纹理复杂性和随机性，值越大表明纹理越复杂多变	[26]

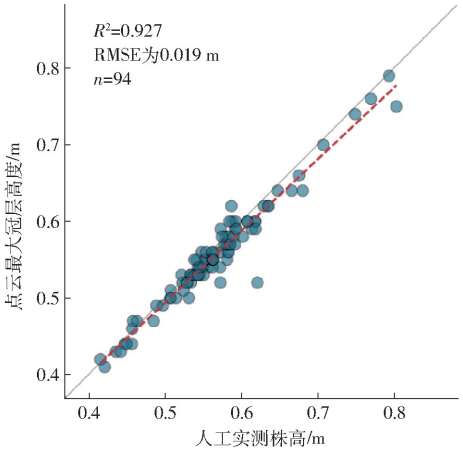


图 2 点云高度验证结果

Fig. 2 Validation results of point cloud height

seaborn 等开源库。

数据预处理：为保证分析结果稳健性，对原始数据进行异常值检测与剔除。针对 13 个冠层结构参数，采用 3 倍四分位距法（3 × IQR）逐特征识别异常值，即对每个参数分别计算其第一四分位数（Q1）和第三四分位数（Q3），将低于 Q1 － 3 × IQR 或高于 Q3 + 3 × IQR 样本标记为异常值并予以剔除。经异常值清洗后，共保留 2 543 条有效样本，占原始数据的 94. 2%。

随机森林分类建模：为探究不同水分处理（CK、D1、D2）下玉米冠层结构参数的可区分性，采用随机森林（Random forest）[32] 算法构建三分类模型。随机森林是一种基于决策树集成的集成学习算法，通过自助采样（Bootstrap sampling）和随机特征子空间选择构建多棵决策树，最终以投票方式确定分类结果。模型设置决策树数量为 500 棵，最大深度为 10，采用类别权重平衡（Balanced）策略以应对各类别样本量差异。为客观评估模型性能，采用分组交叉验证（GroupKFold）[31] 策略，以小区编号为分组依据，确保同一小区不同日期的观测数据仅出现在训练集或测试集中，每组包含约 20 个小区。模型性能

评估指标包括总体准确率(Accuracy)、加权 F1 分数(Weighted F1-score)和 Cohen's Kappa 系数。此外，采用置换检验(Permutation test，$n=200$ 次)验证模型分类表现的统计显著性，通过随机打乱类别标签构建零分布，计算真实准确率在零分布中经验 P 值。

特征重要性评估：为识别对水分处理分类贡献最大的冠层结构参数，基于随机森林模型内置的特征重要性评价机制，计算每个参数在所有决策树节点分裂时所带来的基尼不纯度(Gini impurity)[33]平均减少量，以此作为参数重要性的度量。此外，采用置换重要性(Permutation importance)[34]方法进行验证，通过随机打乱某一特征值并观察模型性能下降程度评估该特征重要性，增强结果可信度。置换重要性重复 5 次取平均值，以增强结果稳定性和可信度。

参数相关性分析：为揭示 13 个冠层结构参数间内在关联，采用 Pearson 相关系数进行两两相关性分析。相关系数绝对值越接近 1 表示参数间线性关联越强，并以此识别存在高度信息冗余的参数对，为后续参数精简提供依据。

时序动态分析：为探究不同水分处理下冠层结构参数的动态变化规律，选取随机森林特征重要性排名前 6 的关键参数(95 百分位高度、平均冠层高度、高度标准差、冠层覆盖度、GLCM 对比度、表面粗糙度)，计算各处理在不同观测日期下均值与标准差，绘制带误差棒的时间序列变化曲线，直观展示干旱胁迫对冠层结构影响的时序特征。

品种冠层结构保持能力综合评价：试验过程中，19 个品种在处理下直接死亡，对剩余的 78 个在 3 种处理中均有完整观测数据的品种进行冠层结构保持能力聚类分析，定义干旱响应指数(DRI)为

$$DRI=\frac{X_{drought}-X_{CK}}{X_{CK}+\varepsilon} \tag{3}$$

式中　$X_{drought}$——D1 或 D2 处理下参数值

X_{CK}——CK 处理下参数值

ε——避免分母为零小常数，取 1×10^{-6}

DRI 为负值表示干旱胁迫下参数值下降，绝对值越大表示响应越强烈。综合 6 个关键参数的 DRI 均值作为品种干旱响应综合得分，得分越高(越接近 0)表示冠层结构保持能力越强。

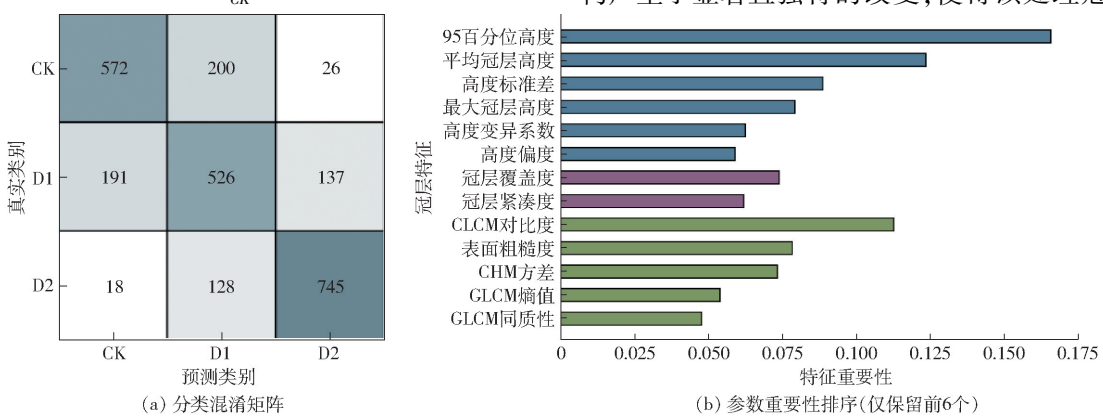
定义干旱保持率为 D1 或 D2 处理下综合得分与 CK 综合得分比值，量化品种在干旱条件下维持冠层结构的能力。在此基础上，采用 KMeans 聚类算法[35]对品种进行干旱响应分类，聚类数 k 通过轮廓系数(Silhouette coefficient)确定。并通过主成分分析(PCA)[36]将聚类特征降至二维进行可视化，为耐旱品种筛选提供参考依据。

2　结果与分析

2.1　基于随机森林的冠层分类结果

为探究不同水分条件对玉米冠层三维结构的影响，基于无人机点云数据提取了 13 个冠层结构参数，涵盖冠层高度特征、冠层空间覆盖特征和冠层表面结构复杂度 3 个维度，并采用随机森林算法对不同水分处理(CK、D1、D2)进行分类识别与参数重要性评估，如图 3 所示。基于 5 折交叉验证的随机森林分类结果表明，模型对 3 种水分处理总体分类准确率为 72.5%，加权 F1 分数为 72.4%，Cohen's Kappa 系数为 0.587，显著高于随机水平(33.3%)，表明无人机冠层点云提取的三维结构参数能够区分不同水分梯度下玉米冠层生长状态。

从各类别分类表现来看(图 3a)，模型对 D2 处理识别能力最强，精确率达 82.0%，召回率达 83.6%，F1 分数为 82.8%。在 891 个 D2 样本中，745 个被正确分类，仅 11.5% 被误判为 D1、4.9% 被误判为 CK。结果表明，重度干旱胁迫对玉米冠层结构产生了显著且独特的改变，使得该处理冠层特征



(a) 分类混淆矩阵　　(b) 参数重要性排序(仅保留前6个)

图 3　随机森林分类结果及参数重要性排序

Fig. 3　Random forest classification results and parameter importance ranking

具有较高辨识度。CK 处理分类表现次之,精确率为 73.2%,召回率为 71.7%,F1 分数为 72.5%,表明正常灌溉条件下冠层结构特征具有较好的稳定性和一致性。相比之下,D1 处理分类难度最大,精确率、召回率和 F1 分数均为 61.6%,远低于 CK 和 D2 处理。在 854 个 D1 样本中,约 19.2% 被误判为 CK、18.9% 被误判为 D2。结果表明,轻度干旱条件下玉米冠层结构变化幅度有限,表型特征介于 CK 与 D2 间过渡状态,因此易与两侧处理发生混淆。综上,冠层结构参数对重度干旱具有良好识别能力,而对轻度干旱的区分仍存在一定挑战。

随机森林模型特征重要性分析结果表明(图 3b),13 个冠层结构参数对水分处理分类的贡献存在显著差异。从参数类别来看,冠层高度特征累计重要性最高,达 0.481,是区分不同水分处理最为关键的参数类别。其中,95 百分位高度以重要性 0.153 位居所有参数之首,其次为平均冠层高度(0.114)、高度标准差(0.082)和最大冠层高度(0.073),而高度变异系数重要性相对较低(0.058)。结果表明,冠层高度及其垂直分布特征是反映干旱胁迫最为敏感的表型指标,其中冠层上部密集区域对干旱胁迫的响应尤为显著,可能是因为干旱首先抑制了植株顶部生长和叶片伸展。

冠层表面结构复杂度类别的累计重要性为 0.339,是第 2 重要的参数类别。其中,GLCM 对比度以重要性 0.104 位居类别之首(总排名第 3),其次为表面粗糙度(0.073,总排名第 6)、CHM 方差(0.068,总排名第 8)、GLCM 熵值(0.050,总排名第 12)和 GLCM 同质性(0.044,总排名第 13)。结果表明,干旱胁迫引起的冠层表面结构均质化特征在水分处理分类中发挥重要作用,尤其是 GLCM 对比度能够有效捕获干旱导致的冠层表面高程差异减小和纹理特征变化。

冠层空间覆盖特征类别累计重要性为 0.126,相对贡献较小。其中冠层覆盖度(0.068,总排名第 7)重要性高于紧凑度(0.057,总排名第 11)。结果说明,在本研究的水分梯度范围内,冠层水平覆盖特征变化幅度有限,对干旱胁迫的敏感性低于冠层高度和表面结构特征。

综合来看,排名前 6 参数(95 百分位高度、平均冠层高度、GLCM 对比度、高度标准差、最大冠层高度、表面粗糙度)累计重要性达 0.549,可视为区分不同水分处理的核心参数组合,其中冠层高度参数共 4 个,体现了高度特征在干旱监测中的主导地位。

2.2 参数相关性与时序变化

相关性分析结果(图 4)揭示了 13 个冠层结构参数间的内在关联。在冠层高度特征类别内部,95 百分位高度与平均冠层高度呈极强正相关(相关系数 $r=0.97$),95 百分位高度与高度标准差也呈较强正相关($r=0.82$),说明冠层高度各指标间存在高度的信息重叠,共同反映了冠层整体的生长水平。高度变异系数与高度标准差相关性较弱($r=-0.06$),说明两者捕获了冠层垂直变异的不同侧面。

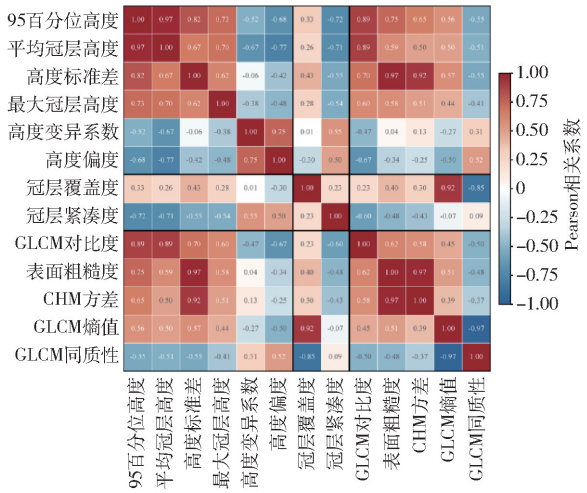


图 4 冠层结构参数 Pearson 相关系数矩阵

Fig. 4 Pearson correlation matrix of canopy structure parameters

在冠层表面结构复杂度类别内部,表面粗糙度与 CHM 方差几乎完全正相关($r=0.97$),表明这 2 个参数在数学定义和物理意义上高度等价,均反映冠层表面的高程波动幅度。GLCM 熵值与 GLCM 同质性呈极强负相关($r=-0.97$),符合 GLCM 纹理特征在数学上的互补关系。GLCM 对比度与表面粗糙度呈中等正相关($r=0.62$),表明冠层表面高程变化越大,纹理对比度也随之增大。

跨类别相关性方面,高度标准差与表面粗糙度呈极强正相关($r=0.97$),平均冠层高度与 GLCM 对比度呈强正相关($r=0.89$),表明冠层高度特征与表面结构复杂度间存在密切的耦合关系。冠层覆盖度与 GLCM 熵值呈强正相关($r=0.92$),与 GLCM 同质性呈强负相关($r=-0.85$),表明冠层覆盖度越大,冠层纹理复杂性越高(熵值大)、均匀性越低(同质性小)。

总体而言,强相关($|r|>0.9$)参数对主要集中在同类参数内部(如表面粗糙度与 CHM 方差、95 百分位高度与平均冠层高度、GLCM 熵值与 GLCM 同质性),在后续分析中可考虑对高度冗余参数进行精简。同时,高度变异系数与冠层覆盖度几乎不相关($r=0.01$),表明冠层高度的相对变异与冠层水平覆盖是 2 个独立维度,分别提供互补的表型信息。

为探究不同水分处理下玉米冠层结构参数动

态变化规律，从 3 个冠层结构维度中选取重要性排名靠前的 6 个参数绘制时间序列曲线（图 5），包括冠层高度特征的 95 百分位高度、平均冠层高度和高度标准差，冠层空间覆盖特征的冠层覆盖度，以及冠层表面结构复杂度的 GLCM 对比度和表面粗糙度。

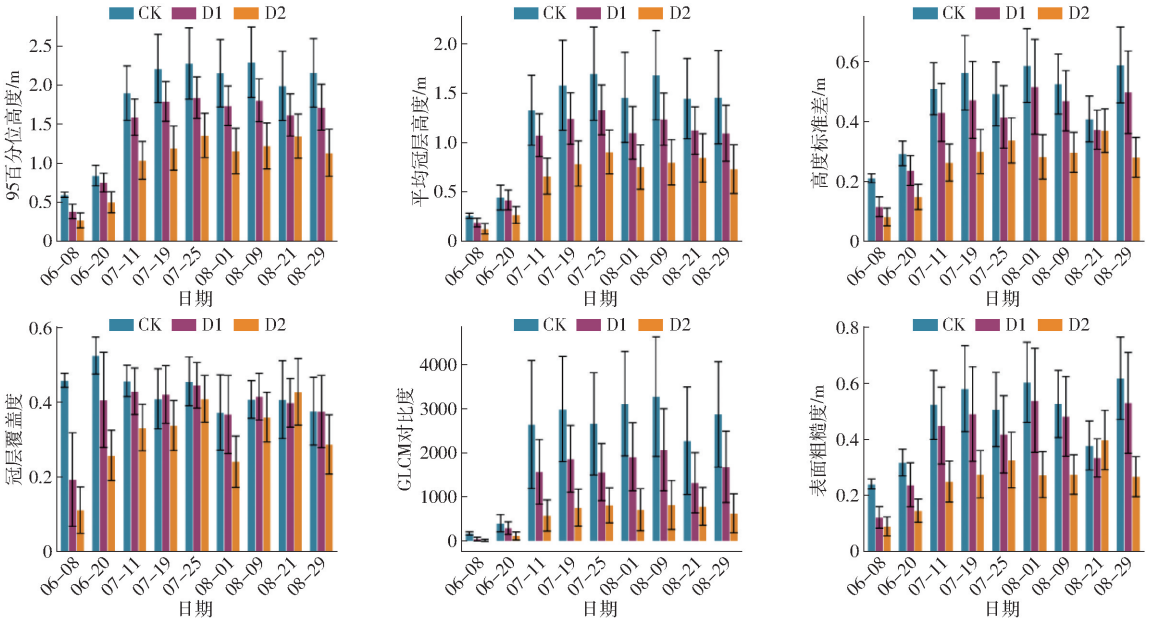


图 5　关键冠层参数时序变化曲线

Fig. 5　Temporal variation curves of key canopy parameters

冠层高度特征方面（图 5），95 百分位高度、平均冠层高度和高度标准差在 3 种水分处理由大到小均依次为 CK、D1、D2。从时序动态来看，生长前期（6 月 8—20 日）各处理间差异较小，进入快速生长期（7 月 11 日后）CK 与 D2 差异显著扩大并维持稳定，3 种处理的分化趋势逐渐明晰。CK 的 95 百分位高度在 7 月 25 日达到峰值（2.27 m）后基本维持稳定，而 D2 始终处于较低水平（1.03 ~ 1.35 m），各时期 CK - D2 差异幅度维持在 -40% ~ -55% 之间，表明重度干旱持续抑制了冠层的垂直生长，且该参数对干旱胁迫具有持续且稳定的响应能力。平均冠层高度呈与 95 百分位高度相似的时序模式，进一步印证了冠层高度水平对干旱胁迫的敏感性。高度标准差由大到小同样表现为 CK、D1、D2，表明干旱不仅降低了冠层绝对高度，还显著减小了冠层垂直方向上空间异质性。

冠层空间覆盖特征方面，冠层覆盖度在生长初期（6 月 8 日）CK 高达 0.46，而 D2 仅为 0.11，差异达 -76.1%。但随着生育进程推进，处理间差异逐渐缩小：7 月 11 日后 D2 冠层覆盖度逐渐增大，至 8 月 21 日 D2 甚至略高于 CK（5.0%）。这一现象可能是因为后期正常灌溉 CK 冠层发生自然衰老和叶片下垂，而 D2 处理因生长受限、冠层结构更加直立紧凑，监测到的覆盖度反而有所回升。

冠层表面结构复杂度方面，GLCM 对比度和表面粗糙度在 3 种处理间呈与高度特征相似的梯度趋势，CK 显著高于 D2，D1 居中。GLCM 对比度的 CK - D2 差异最为显著，各时期维持在 -65% ~ -89% 之间，在所有参数中对干旱胁迫响应最为强烈。表面粗糙度 CK - D2 差异在各时期为 -35% ~ -63%。上述结果证实干旱促使冠层表面结构由复杂异质向平滑均质转变，且 GLCM 对比度是捕获这一变化最为敏感的纹理参数。

2.3　冠层特征差异与结构分析

为探究不同玉米品种在水分梯度下冠层结构参数的分化特征，基于在 3 种水分处理中均有完整观测的共有品种，对 6 个关键冠层参数进行品种排序分析和干旱响应综合评价。

图 6 为 6 个关键冠层参数在 3 种水分处理下排名最末 5 位（Bottom 5）和排名最优 5 位（Top 5）品种的具体表现。从整体来看，Bottom 5 组内各处理间差异相对较大，而 Top 5 组内差异相对较小，表明冠层参数值较低的品种在干旱胁迫下相对退化程度更为明显。

在冠层高度参数（95 百分位高度、平均冠层高度、高度标准差）中，Top 5 品种在 CK 下参数值远高于 Bottom 5 品种，且 D2 处理下降幅相对平缓；而 Bottom 5 品种不仅 CK 处理基础值低，D2 处理下更降至极低水平。以 95 百分位高度为例，Top 5 品种（延科、豪威、大丰 899、白金、瑞普）CK 处理均值约 2.60 m，D2 处理均值仍维持在 1.55 m 左右，保持率近 60%；而 Bottom 5 品种（A619、ZH68、Ye52106、

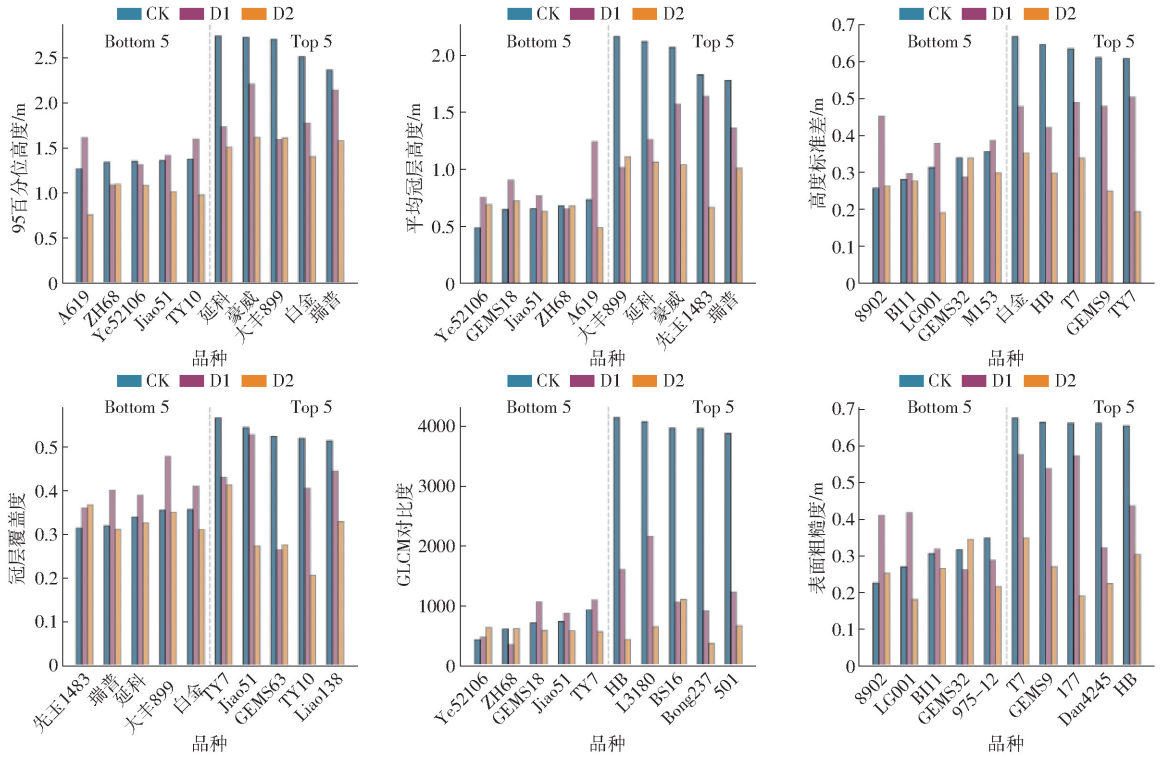


图 6 不同水分处理下品种冠层参数

Fig. 6 Canopy parameters among varieties under different water management conditions

Jiao51、TY10)CK 处理均值仅约 1.34 m,D2 处理均值降至 0.99 m,保持率约为 73.7%,但因绝对值基数较低,实际差异幅度较小。

在冠层覆盖度方面,Top 5 与 Bottom 5 品种在 CK 处理下差异尤为悬殊(Top 5 均值约 0.52,Bottom 5 均值约 0.33),但 D2 处理下 2 类品种差距有所缩小,表明重度干旱对所有品种的冠层覆盖均产生了抑制作用。在 GLCM 对比度和表面粗糙度方面,Top 5 品种在 CK 处理下优势极为突出,而 Bottom 5 品种在 3 种处理下数值均处于较低水平,且处理间差异不大,说明冠层纹理复杂度较低的品种对干旱胁迫的响应空间有限。

基于 6 个关键冠层参数,对品种在 D1 和 D2 处理下干旱响应指数进行分析(图 7)。DRI 为负值表示干旱胁迫下参数值较 CK 处理下降,绝对值越大表示响应越强烈,越接近 0 表示冠层结构保持能力越强。

从 D2 处理表现最好的 10 个品种来看(图 7a),Ye52106 D1 和 D2 干旱响应指数分别为 -0.02 和 -0.04,均居首位,表明该品种在轻度干旱和重度干旱条件下均能维持与 CK 几乎一致的冠层结构水平,是综合冠层结构保持能力最强的品种。中科玉 516 D2 干旱响应指数为 -0.14(排名第 2),但 D1 干旱响应指数为 0.20,表明在轻度干旱下冠层结构

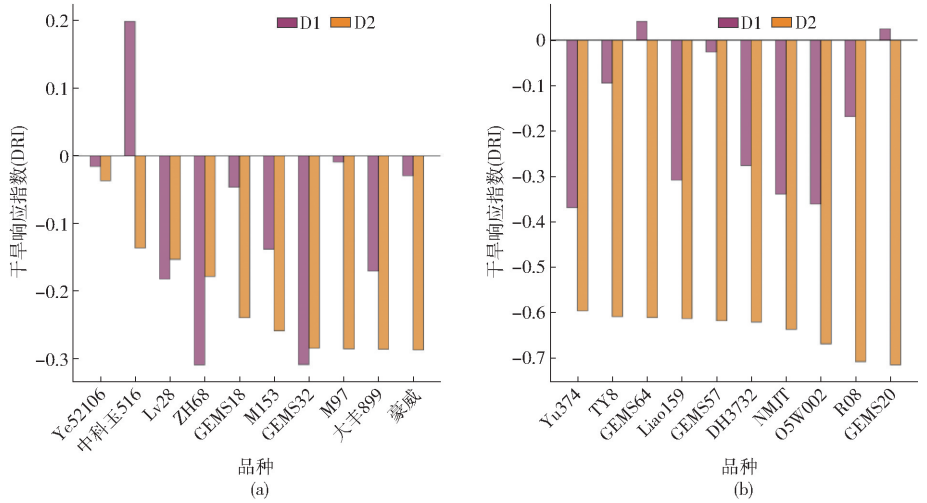


图 7 轻度干旱(D1)与重度干旱(D2)下品种综合冠层得分

Fig. 7 Comprehensive canopy scores among varieties under mild drought (D1) and severe drought (D2) conditions

甚至略优于 CK，整体冠层结构保持能力突出。Lv28 D2 干旱响应指数为 -0.15（排名第 3），D1 干旱响应指数为 -0.18，在 2 种干旱条件下均保持较低的冠层结构退化幅度。值得注意的是，ZH68 虽 D2 干旱响应指数排名第 4（-0.18），但 D1 干旱响应指数已达 -0.31，处于中度退化水平，属于"临界阈值"类型的品种，在轻度干旱下冠层结构已有明显退化。

从 D2 干旱响应指数排名后 10 个品种来看（图 7b），GEMS20 D2 干旱响应指数最低（-0.72），冠层结构退化幅度达 72.0%，但 D1 干旱响应指数为 0.025，D1 处理下冠层结构几乎未受影响，呈"D1 适应但 D2 断崖式崩溃"特征，表明该品种对干旱胁迫耐受存在明显的临界阈值。R08 D2 干旱响应指数为 -0.71，同样极低，但 D1 干旱响应指数已达 -0.17，属于对干旱胁迫持续敏感的类型。GEMS57 D2 干旱响应指数为 -0.62，D1 干旱响应指数为 -0.03，与GEMS20 类似，干旱耐受同样存在临界阈值效应。O5W002 和 NMJT 在 D1 和 D2 下均表现不佳，D2 干旱响应指数分别为 -0.70 和 -0.64，D1 干旱响应指数分别为 -0.36 和 -0.34，冠层结构在轻度干旱下即已显著退化。

通过对比 D1 和 D2 干旱响应指数可以发现，部分品种在 D1 下干旱响应指数接近 0 甚至为正（如 GEMS64，D1 干旱响应指数为 0.04→D2 干旱响应指数为 -0.61；GEMS20，D1 干旱响应指数为 0.03→D2 干旱响应指数为 -0.72），但在 D2 下急剧下降，表明这些品种对干旱的耐受存在临界阈值，一旦干旱程度超过该阈值，冠层结构将发生断崖式退化。而另一些品种（如 Ye52106、中科玉 516、Lv28）在 D1 和 D2 下均保持较低的干旱响应指数（D2 分别为 -0.037、-0.136 和 -0.153），表现出持续稳定的冠层结构保持能力。

选取 D2 干旱响应指数排名前 5 的冠层结构保持品种（Ye52106、中科玉 516、Lv28、ZH68、GEMS18）和后 5 的敏感品种（DH3732、NMJT、O5W002、R08、GEMS20），绘制在 CK—D1—D2 梯度下参数变化轨迹（图 8），可直观揭示 2 类品种对干旱胁迫的不同响应模式。

在 95 百分位高度方面（图 8a），冠层结构保持（耐旱品种）从 CK 到 D1 降幅相对平缓，D1 至 D2 虽有下降但幅度有限，整体曲线呈缓坡下降趋势。以 Ye52106 为例，在 CK、D1 和 D2 下 95 百分位高度分别为 1.35、1.31、1.09 m，几乎无变化，是所有品种中冠层高度最稳定的品种。在 CK、D1 和 D2 下

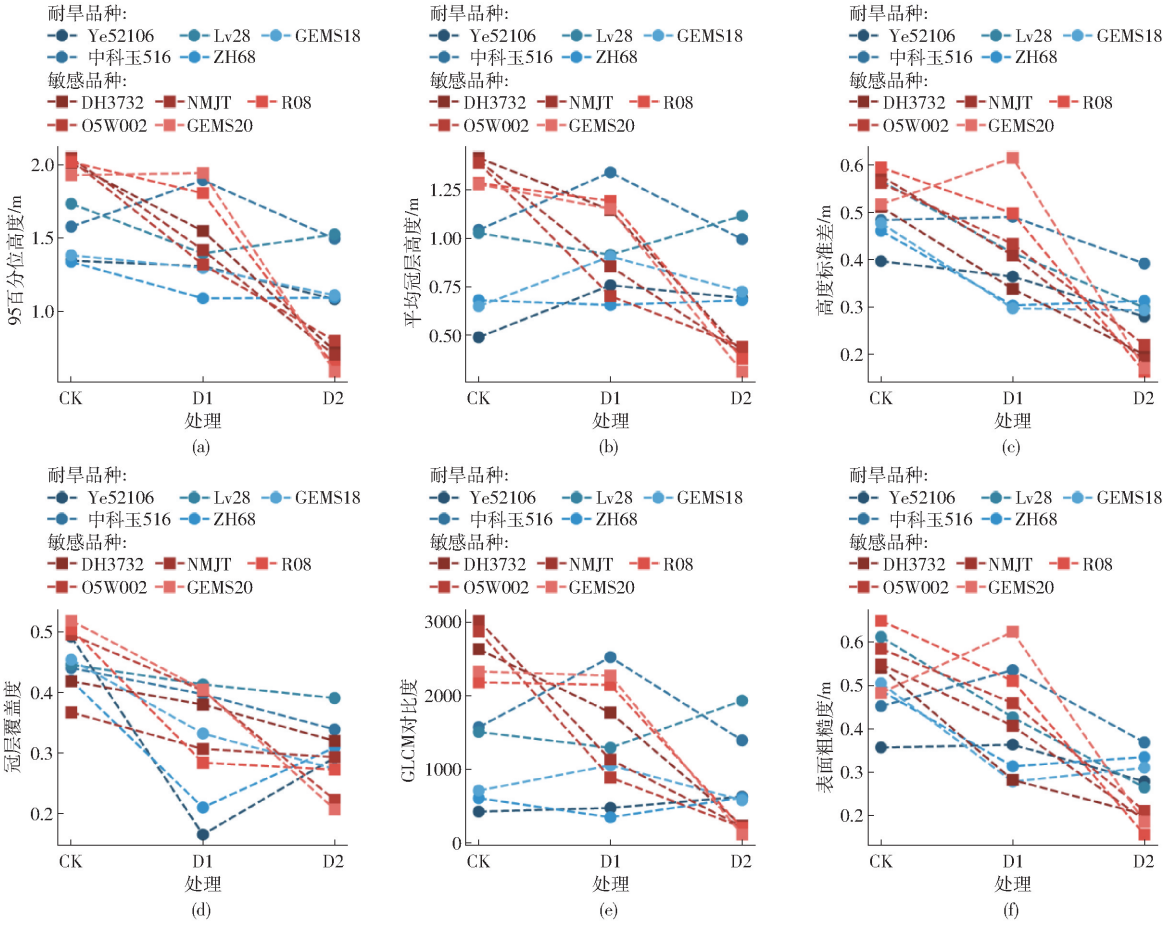


图 8　不同处理下冠层结构保持与敏感品种冠层参数变化

Fig. 8　Canopy structure maintenance and sensitive varieties of sensitive cultivars under different treatments

Lv28 95 百分位高度分别为 1.74、1.40、1.53 m，总降幅仅 12.1%，保持良好。而敏感品种中，在 CK、D1 下 GEMS20 95 百分位高度分别为 1.93、1.95 m，而在 D2 时骤降至 0.59 m，总降幅达 69.3%，冠层高度在重度干旱下严重退化。

在 GLCM 对比度方面（图 8e），冠层结构保持品种与敏感品种差异最为悬殊。冠层结构保持品种中，Lv28 GLCM 对比度在 CK 下为 1 508，D2 下升至 1 933，增加 28.2%；而敏感品种 GEMS20 GLCM 对比度从 CK 的 2 329 降至 D2 的 112，降幅达 95.2%，冠层表面结构在重度干旱下几乎完全均质化。结果表明，GLCM 对比度是区分冠层结构保持与敏感品种最为敏感的指标，能够有效反映干旱胁迫下冠层表面结构由复杂异质向平滑均质的转变程度。

2.4 冠层结构保持能力响应分类体系

综合各品种在 D1 和 D2 下冠层保持率及其变化模式，使用轮廓系数法确定所有品种的最佳分类数量，如图 9a 所示，$k=2\sim10$ 的验证结果表明 $k=5$ 时轮廓系数最高（0.314），明确品种分为 5 类时最佳，具体划分为 5 个类型：第 1 类为阈值崩溃响应型（13 个品种），D1 下冠层结构正常甚至略优于 CK，但 D2 下断崖式下降，典型代表包括 GEMS20（D2 干旱响应指数 −0.715）、R08（−0.708）、GEMS57（−0.665）、GEMS64（−0.654）。第 2 类为持续敏感型（20 个品种），D1 和 D2 下均表现较差，冠层结构在轻度干旱下即已显著退化，典型代表包括 O5W002（−0.669）、NMJT（−0.613）、DH3732（−0.596）。第 3 类为中度敏感型（21 个品种），D1 和 D2 下均呈中度下降，干旱响应程度介于持续敏感型和临界阈值响应型之间。第 4 类为临界阈值响应型（13 个品种）：D1 下保持较好，但 D2 下明显退化，表现出明显的非线性响应特征，提示可能存在胁迫阈值，如 GEMS19（D1 干旱响应指数为 0.064→D2 干旱响应指数为 −0.428）。第 5 类为持续稳定响应型（11 个品种）：D1 和 D2 下均保持较高的冠层结构水平，干旱下表型维持能力较强，典型代表包括中科玉 516（D2 干旱响应指数 −0.136）、Lv28（−0.153）、Ye52106（−0.037）、GEMS18（−0.175）。

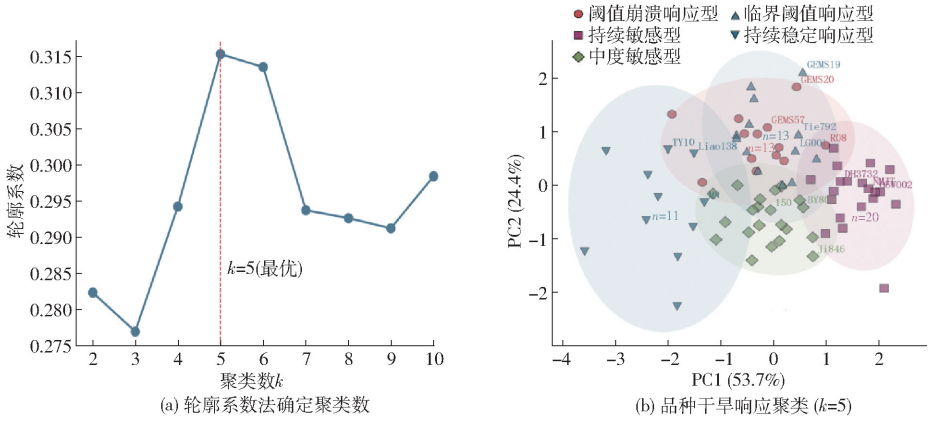


图 9 基于干旱响应的玉米品种分析

Fig. 9 Analysis of corn varieties based on drought response

3 讨论

3.1 干旱三维参数评价

基于无人机多视角 RGB 影像重建的玉米冠层三维点云，提取了涵盖冠层高度特征、空间覆盖特征和表面结构复杂度 3 个维度的 13 个结构参数，系统分析了不同水分梯度下玉米冠层结构的动态响应规律。通过与已有研究对比，本文结果在多方面得到了验证。

在冠层高度特征方面，本研究发现 95 百分位高度和平均冠层高度是区分干旱胁迫程度最为关键参数，冠层高度特征累计重要性达 0.481，与已有研究结果高度一致。Li 等[10]利用无人机倾斜影像结合自适应微地形模型估算玉米冠层高度，验证了点云衍生的高度参数与人工测量结果具有高度一致性（$R^2=0.89$）。Niu 等[11]利用无人机 RGB 影像构建作物表面模型估算夏玉米株高，同样证实了冠层高度对干旱胁迫的敏感性。Xiao 等[21]研究结果表明，无人机交叉环绕飞行结合多视角影像可显著提高三维重建精度，为冠层结构参数准确提取提供了重要技术支撑。上述研究共同印证了冠层高度作为干旱胁迫指示因子的可靠性和普适性。本研究将高度参数的应用从单参数估算拓展至多参数融合的体系化评估，并量化了不同高度参数对胁迫区分的相对贡献，为玉米干旱胁迫监测的核心参数筛选提供了理论依据。

在冠层表面结构复杂度方面，本研究发现 GLCM 对比度对干旱胁迫的响应最为敏感，CK 与 D2 处理间差异达 65%～89%，显著高于其他参数。GLCM 纹理特征已在地物分类和作物叶面积指数

(LAI)估算中得到应用,但将其用于表征干旱胁迫下玉米冠层表面结构由复杂异质向平滑均质转变的研究尚不多见。Yasin 等[13]研究了干旱胁迫对玉米形态和生理的影响,指出叶片卷曲和冠层结构收缩是玉米应对干旱的重要形态响应。本研究基于点云衍生的 GLCM 对比度参数为这些形态变化提供了有效的高通量定量手段,填补了冠层表面结构复杂度动态监测的方法空白。

3.2　干旱机制与品种评估

本研究观察到的冠层表面结构均质化现象(GLCM 对比度 CK－D2 差异达 65% ～89%、GLCM 熵值显著降低)与干旱胁迫下玉米生理响应密切相关。在重度干旱条件下,玉米叶片水势下降,气孔关闭以减少蒸腾,同时叶片发生卷曲和萎蔫,导致冠层表面由复杂的三维立体结构向相对平滑、均质方向变化,这与 Baret 等[31]研究发现一致。此外,干旱胁迫抑制了新生叶片的展开和节间伸长,使得冠层内部的空间异质性显著降低[34]。这些形态和生理层面的变化共同导致了 GLCM 纹理参数所捕获的冠层表面结构均质化特征。因此,本研究从点云纹理分析的角度为干旱胁迫下玉米冠层结构变化的生理机制提供了可量化的表型证据,增强了从表型观测到生理机制的逻辑关联。

在品种冠层结构保持能力评价方面,本研究基于 6 个关键冠层参数的干旱响应指数(DRI),将 78 个品种划分为 5 类,然而由于部分冠层结构参数间存在较强相关性,综合干旱响应指数可能对高度相关的参数维度产生一定的权重偏倚。因此,本研究将该综合指数主要用于基因型间相对冠层结构保持能力的排序和响应模式识别,而不将其解释为具有独立生理意义的综合冠层结构保持指数。第 1、4 类品种在 D1 处理下冠层结构表现正常甚至略优于 CK 处理,但在 D2 处理下出现显著退化。该现象可以从轻度干旱可能触发了某些补偿性适应的机制解释[37],如根系向深层伸长以获取更多水分、渗透调节物质积累以维持细胞膨压等,使冠层结构在短期内得以维持甚至改善。但由于本研究未同步测定根系和相关生理指标,上述机制仍属于可能的解释。这种“D1 表现良好”未必意味着品种具有较强的干旱恢复能力,而可能仅反映了胁迫响应的延迟——即品种在轻度干旱下能够暂时维持正常表型,但当胁迫强度超过其耐受阈值后,损伤将不可逆转地出现。因此,在评价品种冠层结构保持能力时,应区分“轻度干旱下表型维持能力”与“干旱后恢复能力”2 个概念:前者主要反映品种对短期轻度胁迫的耐受和延迟响应能力,后者则涉及胁迫解除后冠层结构的修复和补偿生长机制。本研究目前的试验设计仅覆盖了干旱胁迫持续阶段,未来可设置复水处理,以进一步评估品种的干旱恢复能力。

3.3　研究局限性

本研究存在一些局限性。首先,随机森林分类模型对轻度干旱(D1 处理)识别能力相对有限(F1 分数为 61.6%),大量 D1 处理样本被误判为 CK 处理或 D2 处理,表明轻度干旱胁迫引起的冠层结构变化幅度较小,与正常灌溉和重度干旱处理的边界不够清晰。这与干旱胁迫剂量依赖性的生物学特性有关,未来可考虑引入更高灵敏度的传感器(如多光谱或热红外)以增强对轻度胁迫的区分能力。其次,冠层覆盖度在生长后期处理间差异趋于缩小,D2 处理在部分时期甚至略高于 CK,可能是由于正常灌溉条件下冠层自然衰老和叶片下垂导致的感测偏差,后续研究可结合激光雷达(LiDAR)数据以获取更准确的下层冠层结构信息。第三,仅基于单个生长季和单一试验站点数据,品种冠层结构保持能力分类的稳定性和普适性有待多个年份和地点的进一步验证。此外,本研究的表型评价尚未与产量数据及生理指标(如气孔导度、叶片水势)建立关联,冠层结构保持能力分类的生物学基础尚需结合多维度数据进行深入验证。

综上所述,本研究证明了无人机三维点云技术在玉米干旱胁迫监测和冠层结构保持能力评价中巨大潜力。冠层高度特征可作为干旱胁迫评估的核心指标,而 GLCM 对比度等纹理参数提供了常规高度指标所不能捕获的冠层表面结构信息,二者相辅相成,共同构成了较为完善的冠层干旱响应表型评价体系。未来研究可进一步融合多源遥感数据(如多光谱、热红外和 LiDAR),结合时序动态模型和基因组学分析,在多年多点试验基础上实现玉米冠层结构保持能力的高通量、多维度精准评价。

4　结论

(1)冠层三维结构参数对玉米干旱胁迫程度具有一定区分能力。基于分组交叉验证(GroupKFold)的随机森林分类模型总体准确率为 72.5%,加权 F1 分数为 72.4%,Cohen's Kappa 系数为 0.587。模型对重度干旱(D2)识别效果较好(F1 分数为 82.8%),对轻度干旱(D1)识别能力相对有限(F1 分数为 61.6%),干旱胁迫对冠层结构的影响呈现明显的剂量依赖性特征。

(2)冠层高度特征是区分不同干旱胁迫程度最重要的指标类别,累计重要性 0.481,其中 95 百分位高度(重要性 0.153)、平均冠层高度(0.114)和高

度标准差(0.082)是重要性排名前 3 的参数。冠层表面结构复杂度类别累计重要性为 0.339,冠层空间覆盖特征类别为 0.126。排名前 6 参数(95 百分位高度、平均冠层高度、GLCM 对比度、高度标准差、最大冠层高度、表面粗糙度)的累计重要性达 0.549,可作为干旱胁迫监测的核心参数组合。

(3)时序动态分析表明,冠层高度特征在 3 种水分处理间梯度趋势由大到小始终为 CK、D1、D2,其中 95 百分位高度在 CK 与 D2 间的差异维持在 40%。GLCM 对比度对各时期干旱胁迫的响应最为突出,CK - D2 差异达 65% ~89%,表明干旱胁迫导致冠层表面结构由复杂异质向平滑均质的方向转变。

(4)品种间冠层结构参数存在广泛的遗传变异,干旱胁迫在一定程度上放大了这种变异。基于干旱响应指数法的综合评价将材料划分为 5 个类型,由聚类数 $k = 5$ 通过轮廓系数(0.314)进行验证。

(5)基于无人机的三维冠层表型能够捕捉玉米基因型在不同干旱胁迫梯度下冠层结构保持与退化模式,并据此识别具有不同动态响应特征的基因型。冠层高度特征在干旱胁迫区分中具有重要作用,GLCM 对比度等纹理特征可作为补充指标反映冠层表面结构的变化。品种冠层结构保持能力分类体系可为玉米品种的筛选提供参考,但需结合产量、生理指标等进行多维度验证。

参 考 文 献

[1] Revilla P, Alves M L, Andelković V, et al. Traditional foods from maize (*Zea mays* L.) in Europe[J]. Frontiers in Nutrition, 2022, 8: 683399.

[2] 陈睿山, 郭晓娜, 熊波, 等. 气候变化、土地退化和粮食安全问题:关联机制与解决途径[J]. 生态学报, 2021, 41(7): 2918 - 2929.
Chen Ruishan, Guo Xiaona, Xiong Bo, et al. Climate change land degradation and food insecurity: linkages and potential solutions[J]. Acta Ecologica Sinica, 2021, 41(7): 2918 - 2929. (in Chinese)

[3] Zhang J, Deng M, Han Y, et al. Spatiotemporal variation of irrigation water requirements for grain crops under climate change in Northwest China[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2023, 30: 45711 - 45724.

[4] Su Y, Wu F, Ao Z, et al. Evaluating maize phenotype dynamics under drought stress using terrestrial lidar[J]. Plant Methods, 2019, 15: 11.

[5] Nguyen H T, Khan M A R, Nguyen T T, et al. Advancing crop resilience through high-throughput phenotyping for crop improvement in the face of climate change[J]. Plants, 2025, 14(6): 907.

[6] 谢坪良, 张智韬, 巴亚岚, 等. 基于无人机图像纹理和表型参数的夏玉米水分胁迫诊断[J]. 农业工程学报, 2024, 40(10): 136 - 146.
Xie Pingliang, Zhang Zhitao, Ba Yalan, et al. Diagnosis of summer maize water stress based on UAV image texture and phenotypic parameters[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(10): 136 - 146. (in Chinese)

[7] Omia E, Park E, Semyalo D, et al. Advancements in 3D field-crop phenotyping using point clouds: a comparative review of sensor technology, target traits, and challenges under controlled and field conditions[J]. Frontiers in Plant Science, 2026, 17: 1731852.

[8] James C, Chandra S S, Chapman S C. A scalable and efficient UAV-based pipeline and deep learning framework for phenotyping sorghum panicle morphology from point clouds[J]. Plant Phenomics, 2025, 7: 100050.

[9] 车荧璞,王庆,李世林,等. 基于超分辨率重建和多模态数据融合的玉米表型性状监测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(20): 169 - 178.
Che Yingpu, Wang Qing, Li Shilin, et al. Monitoring of maize phenotypic traits using super-resolution reconstruction and multimodal data fusion[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(20): 169 - 178. (in Chinese)

[10] Li M, Shamshiri R R, Schirrmann M, et al. UAV oblique imagery with an adaptive micro-terrain model for estimation of leaf area index and height of maize canopy from 3D point clouds[J]. Remote Sensing, 2022, 14(3): 585.

[11] Niu Y, Han W, Zhang H, et al. Estimating maize plant height using a crop surface model constructed from UAV RGB images [J]. Biosystems Engineering, 2024, 241: 56 - 67.

[12] Fei S, Xiao S, Chen Z, et al. Enhancing leaf area index and biomass estimation in maize with feature augmentation from unmanned aerial vehicle-based nadir and cross-circling oblique photography[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 215.

[13] Yasin S, Zavala-García F, Niño-Medina G, et al. Morphological and physiological response of maize (*Zea mays* L.) to drought stress during reproductive stage[J]. Agronomy, 2024, 14(8): 1718.

[14] Keya S S, Islam M R, Pham H, et al. Thirsty, soaked, and thriving: maize morpho-physiological and biochemical responses to sequential drought, waterlogging, and re-drying[J]. Plant Stress, 2025, 15: 97722.

[15] Liang X, Liao Q, Guo P, et al. Silicon nanoparticles enhance maize yield and water productivity via regulating photosynthesis and canopy structure under mild regulated deficit irrigation[J]. Frontiers in Plant Science, 2026, 16: 1691443.

[16] Dodig D, Božinović S, Nikolić A, et al. Dynamics of maize vegetative growth and drought adaptability using image-based

phenotyping under controlled conditions[J]. Frontiers in Plant Science, 2021, 12: 652116.
[17] 李淑芳,杨佳慧,李鹤南,等.90 份玉米地方品种表型多样性研究[J].植物遗传资源学报, 2026, 27(2): 280 - 293.
Li Shufang, Yang Jiahui, Li Henan, et al. Phenotypic diversity of 90 maize landraces[J]. Journal of Plant Genetic Resources, 2026, 27(2): 280 - 293. (in Chinese)
[18] Adak A, Kang M, Anderson S L, et al. Phenomic data-driven biological prediction of maize through field-based high-throughput phenotyping integration with genomic data[J]. Journal of Experimental Botany, 2023, 74(17): 5307 - 5326.
[19] Bi K, Niu Y, Yang H, et al. Multi-spectral point cloud constructed with advanced UAV technique for anisotropic reflectance analysis of maize leaves[J]. Remote Sensing, 2025, 17(1): 93.
[20] Rossi R, Costafreda-Aumedes S, Summerer S, et al. A comparison of high-throughput imaging methods for quantifying plant growth traits and estimating above-ground biomass accumulation[J]. European Journal of Agronomy, 2022, 141: 126634.
[21] Xiao S, Ye Y, Fei S, et al. High-throughput calculation of organ-scale traits with reconstructed accurate 3D canopy structures using a UAV RGB camera with an advanced cross-circling oblique route[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2023, 201: 104 - 122.
[22] 王庆,车荧璞,柴宏红,等.基于无人机影像的冠层光谱和结构特征监测甜菜长势[J].农业工程学报, 2021, 37(20): 90 - 98.
Wang Qing, Che Yingpu, Chai Honghong, et al. Monitoring sugar beet growth based on canopy spectral and structural features from UAV images[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(20): 90 - 98. (in Chinese)
[23] 曹鑫,秦绪佳,徐晓刚.基于 SfM 与 Instant - NGP 的田间大豆植株三维重建方法[J].农业工程学报, 2025, 41(1): 171 - 180.
Cao Xin, Qin Xujia, Xu Xiaogang. 3D reconstruction method of field soybean plants based on SfM and Instant - NGP[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(1): 171 - 180. (in Chinese)
[24] Rodriguez-Sanchez J, Snider J L, Johnsen K, et al. Cotton morphological traits tracking through spatiotemporal registration of terrestrial laser scanning time-series data[J]. Frontiers in Plant Science, 2024, 15: 1436120.
[25] 王庆,车荧璞,柴宏红,等.基于无人机可见光与激光雷达的甜菜株高定量评估[J].农业机械学报, 2021, 52(3): 178 - 184.
Wang Qing, Che Yingpu, Chai Honghong, et al. Quantitative evaluation of sugar beet plant height based on UAV - RGB and UAV - LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Engineering, 2021, 52(3): 178 - 184. (in Chinese)
[26] 姜友谊,张成健,韩少宇,等.基于无人机三维点云的玉米植株自动计数研究[J].浙江农业学报, 2022, 34(9): 2032 - 2042.
Jiang Youyi, Zhang Chengjian, Han Shaoyu, et al. Automatic counting of maize plants based on unmanned aerial vehicle (UAV) 3D point cloud[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2022, 34(9): 2032 - 2042. (in Chinese)
[27] Bai B, Chen T, Mo Y, et al. Estimating aboveground biomass of oilseed rape by fusing point cloud voxelization and vegetation indices derived from UAV RGB imagery[J]. Remote Sensing, 2026, 18: 1323.
[28] Wang L, Niu Z, Chen H Y, et al. Remote estimation of canopy height and aboveground biomass of maize using high-resolution stereo images from a low-cost unmanned aerial vehicle system[J]. Ecological Indicators, 2016, 67: 637 - 648.
[29] Li W, Niu Z, Gao S, et al. Correlating the horizontal and vertical distribution of LiDAR point clouds with components of biomass in a picea crassifolia forest[J]. Forests, 2014, 5: 1910 - 1930.
[30] Shu M Y, Dong Q Z, Fei S P, et al. Improved estimation of canopy water status in maize using UAV-based digital and hyperspectral images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 197: 106982.
[31] Baret F, Madec S, Irfan K, et al. Leaf-rolling in maize crops: from leaf scoring to canopy-level measurements for phenotyping [J]. Journal of Experimental Botany, 2018,69(10):2705 - 2716.
[32] Kapari M, Sibanda M, Magidi J, et al. Comparing machine learning algorithms for estimating the maize crop water stress index (CWSI) using UAV-acquired remotely sensed data in smallholder croplands[J]. Drones, 2024, 8(2): 61.
[33] Bao X, Hou X, Duan W, et al. Screening and evaluation of drought resistance traits of winter wheat in the North China Plain [J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1194759.
[34] Song Y, Birch C, Hanan J. Analysis of maize canopy development under water stress and incorporation into the ADEL-Maize model[J]. Functional Plant Biology: FPB, 2008, 35(10): 925 - 935.
[35] Dong Y, Zhang Y, Du X, et al. Field-scale single-plant sunflower head detection and geometric parameters measurement integrating multi-modal UAV data, deep learning and point cloud analysis[J]. Industrial Crops & Products, 2025, 237: 122225.
[36] Zhang Y, Wu L. Classification of fruits using computer vision and a multiclass support vector machine[J]. Sensors, 2012, 12: 12489 - 12505.
[37] Dowd T G, Braun D M, Sharp R E. Maize lateral root developmental plasticity induced by mild water stress. I: genotypic variation across a high-resolution series of water potentials[J]. Plant Cell Environment, 2019, 42: 2259 - 2273.