

基于 RGB 图像分析与熵权 TOPSIS 的田间玉米苗期整齐度评价方法

江甜甜¹ 黎亮¹ 余汛^{1,2} 朱燕琴¹ 李黎明¹ 殷大萌^{1,2} 金秀良^{1,2}

(1. 中国农业科学院作物科学研究所, 北京 100081; 2. 三亚中国农业科学院国家南繁研究院, 三亚 572024)

摘要: 玉米是重要的主粮作物之一,其苗期的管理对产量的影响至关重要。准确、快速的玉米苗情监测对于早期植株的补缺、水肥运筹等田间管理工作具有重要意义。传统的苗情监测方法依赖于人工田间调查,存在主观性强、效率低下等问题。利用 RGB 图像和计算机视觉技术对作物进行大规模、快速和准确的监测,已成为智慧农业的一个重要发展趋势。本研究在幼苗计数与叶龄估算的基础上,提出一种客观的田间作物整齐度自动化评价方法。首先进行图像行检测和缺苗检测,提取株距、行距、叶龄、植株冠层面积、植株外接框面积的变异系数及缺苗率共 6 项关键整齐度指标;采用熵权法确定各指标权重;并运用 TOPSIS 多指标综合评价模型计算整齐度综合得分;结合专家经验,将整齐度划分为整齐、比较整齐、不整齐 3 个等级。结果表明,该评价体系划分的整齐度等级与人工定级结果具有较高一致性,总体分类精度达 0.92。在两个独立验证数据集中总体分类精度分别达到 0.94 和 0.96,显示了该方法在不同图像来源和不同试验地点的适应性与泛化能力。本研究为田间作物整齐度的标准化、自动化评价提供了技术支撑。

关键词: 玉米; 田间作物整齐度; 多指标评价; 熵权法; TOPSIS 法; RGB 图像

中图分类号: TP79

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)01-0083-09

OSID:



Uniformity Assessment of Maize Seedlings Based on RGB Imaging and Entropy-weighted TOPSIS

JIANG Tiantian¹ LI Liang¹ YU Xun^{1,2} ZHU Yanqin¹ LI Liming¹ YIN Dameng^{1,2} JIN Xiuliang^{1,2}

(1. Institute of Crop Sciences, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China

2. National Nanfan Research Institute (Sanya), Chinese Academy of Agricultural Sciences, Sanya 572024, China)

Abstract: Maize is one of the most important staple crops. Early-stage management during the seedling period is crucial for its yield formation. Accurate and rapid monitoring of maize seedling growth is essential for early-stage interventions such as replanting and water-fertilizer management. Traditional seedling monitoring methods rely heavily on manual field surveys, which are often inefficient and subject to strong observer bias. Leveraging RGB imagery and computer vision techniques to perform large-scale, rapid, and accurate crop monitoring has become a key trend in smart agriculture. An automated method for evaluating field crop uniformity was proposed based on seedling counting and leaf age estimation results from RGB images. The method firstly performed image-based row detection and missing seedling detection to extract six indicators: seedling missing rate, plant spacing, row spacing, leaf age, missing plant rate, plant bounding box area, and plant coverage. The seedling missing rate and the coefficient of variation (CV) of the other five variables form the six key indicators for seedling uniformity assessment. The entropy weight method was employed to determine the weight of each indicator, and the TOPSIS multi-criteria decision-making model was used to calculate the overall uniformity score. Based on expert knowledge, the uniformity was then classified into three discrete levels. Validation results showed that the classification results of the proposed evaluation system were highly consistent with expert grading,

收稿日期: 2025-09-30 修回日期: 2025-10-20

基金项目: 新一代人工智能国家科技重大专项(2022ZD0115701)、国家自然科学基金项目(42071426、42301427)、中国农业科学院南繁专项(PTXM2501、PTXM2402)和中国农业科学院科技创新工程项目

作者简介: 江甜甜(2000—),女,博士生,主要从事作物表型遥感监测研究,E-mail: 2025201132@stu.njau.edu.cn

通信作者: 殷大萌(1989—),女,副研究员,博士,主要从事作物表型遥感监测研究,E-mail: yindameng@caas.cn

achieving an overall classification accuracy (OA) of 0.92. The method also achieved high accuracy (OA was 0.94 and 0.96) in two independent datasets, demonstrating its adaptability and generalizability. The research result can provide a technical foundation for the standardized and automated evaluation of crop uniformity in the field.

Key words: maize; field crop uniformity; multi-indicator assessment; entropy weight method; TOPSIS method; RGB image

0 引言

作物整齐度是衡量田间群体一致性与生长协调性的重要农艺性状^[1-2],对最终产量形成具有重要预测意义^[3-4]。整齐度较差的田块往往存在植株大小差异显著、缺苗断垄等问题,不仅影响田间群体的光能利用效率和养分资源分配,还会降低最终产量的稳定性^[5]。研究表明,良好的整齐度与作物的高产表现呈正相关关系,在高密度种植条件下尤其显著^[6]。因此,精准评估作物整齐度对于筛选优良品种、优化播种密度及实施精准田间管理具有重要意义^[7-8]。整齐度高的田块更适于机械化管理与收获,有助于提升农业生产效率。

传统整齐度评估多依赖人工经验判断,常采用目测法对大小苗、弱苗、缺苗等进行主观评价^[2,9],难以保证尺度统一和结果可重复性,且在大范围地块中难以实现高效应用。随着遥感技术和图像分析手段的发展,利用高分辨率 RGB 图像开展作物整齐度评估成为可能^[2,4,7]。但在实际应用中,如何科学构建整齐度指标体系,实现对空间结构、个体生长状态和群体发育一致性的全面表征,仍未形成共识。

整齐度评价通常涵盖作物群体结构规范性、个体发育同步性以及冠层形态一致性 3 个核心方面^[10]。群体结构规范性对应“苗全”的目标,是出苗质量的基础,主要关注植株是否按预设的行列方式均匀分布,是否存在缺苗、缺行等现象^[11-12];个体发育同步性对应“苗齐”的目标,是时间维度上的整齐度,指同时播种的各植株生理发育阶段是否均匀一致,如叶龄^[13]、开始出苗至全部出苗所用时间^[14]等;冠层形态一致性对应“苗匀”的目标,是空间维度上的整齐度,关注作物大小、高矮的均匀程度,如植株覆盖度^[15]、株高^[16]等。

现有作物整齐度高通量评价的研究多只考虑田间作物群体空间结构或生长发育某一方面的一致性 or 均匀性,多指标综合评估研究不足^[2,17]。如基于高分辨率 RGB 图像实现田间幼苗的精准识别与定位,从而精确计算缺苗率,以反映出苗质量及作物在空间上的连续性^[17-18]。也有研究在此基础上计算株距、行距、株高、地上生物量和含水量等关键参数的变异系数^[7,19]。但不同指标的变异性多为单独评

价,给结果的解读造成困难。

现有综合多指标评价作物苗期整齐度的方法往往直接应用机器学习或深度学习模型^[20-21],存在学习门槛高、训练难度大、可解释性低等问题。简单的多指标集成方法可以对多指标取平均,也有研究使用模糊积分方法实现多指标的综合集成^[2],此类方法简单易用、逻辑清晰易懂,但由于不同指标对综合整齐度的贡献程度不同,如何客观量化各指标权重成为关键。熵权法根据样本在各指标中的离散程度量化指标权重,可有效避免人为偏差。理想解距离法 (Technique for order preference by similarity to an ideal solution, TOPSIS) 更是提出理想解的概念实现各指标的归一化集成,适用于多指标综合特征的量化评价任务^[22-23],但未见被用于作物苗期的整齐度评估。

本研究以高分辨率 RGB 图像为数据源,选取能够反映群体结构、发育状态与空间分布等不同维度信息的指标,构建整齐度指标体系,全面反映群体空间一致性与发育同步性;通过熵权-TOPSIS 方法,将整齐度指标体系中的多指标综合为单个整齐度评分,并结合专家经验划分整齐度等级(整齐、比较整齐、不整齐),实现作物整齐度的量化评估与标准化分级。

1 材料与方法

本研究构建了一个基于 RGB 图像分析与熵权 TOPSIS 的田间玉米苗期整齐度评价方法,具体技术流程如图 1 所示。本方法整合计算机视觉与机器学习技术,基于前期构建的植株数量统计模型与叶龄识别算法,综合考虑小区缺苗率、植株覆盖面积、植株外接框面积、植株叶龄、植株间距及行距,建立多指标评价框架,采用熵权-TOPSIS 模型完成权重自动分配与综合量化评估。

1.1 数据获取

1.1.1 玉米种植方案及试验处理

试验地点位于河南省中国农业科学院新乡基地 (35°10'N, 113°47'E), 地处黄淮海平原, 年均降水量 500 ~ 900 mm, 其中 45% ~ 65% 为夏季降水, 为夏玉米生长提供了充足的水分。黄淮海平原是中国最大的玉米种植集中区, 玉米种植面积占全国总面积的

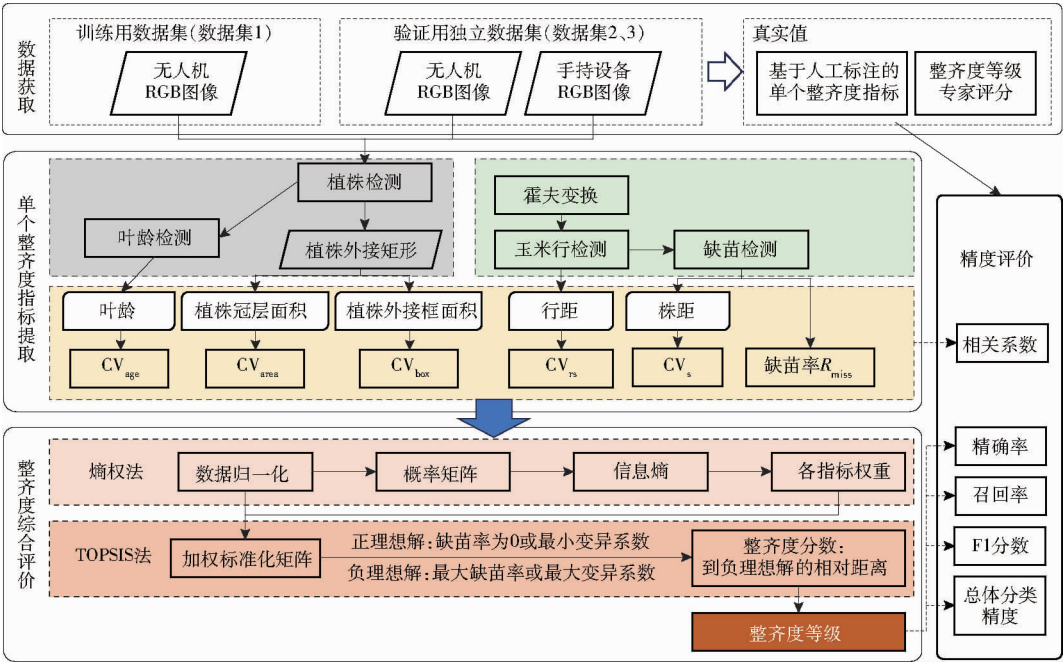


图 1 玉米苗期整齐度评价技术流程图

Fig. 1 Technical flowchart of maize seedling uniformity evaluation

30% 以上。

试验小区设计如图 2 所示。为保证整齐度评估方法能涵盖整齐与不整齐的多种数据样本,本研究设计了不同的整齐度场景,即玉米小苗比例分别为 0、20%、40% 和 60%,实现过程为在播种后 7 d,即玉米有两片完全展开叶后(V2 阶段),人工去除部分正常幼苗,并补种新种子,7 d 后即可形成不同比例大小苗场景。每个小苗比例水平均选用 4 个玉米品种,在图 2 中分别为 1、2、3、4;每种处理设置两个重复小区,以降低局部土壤差异引起的随机误差;两个重复的播种日期相隔 7 d,分别为 2023 年 6 月 19 日和 6 月 26 日。每个小区内 有 10 行玉米,行长 3.60 m,行距 0.60 m,株距 0.225 m。

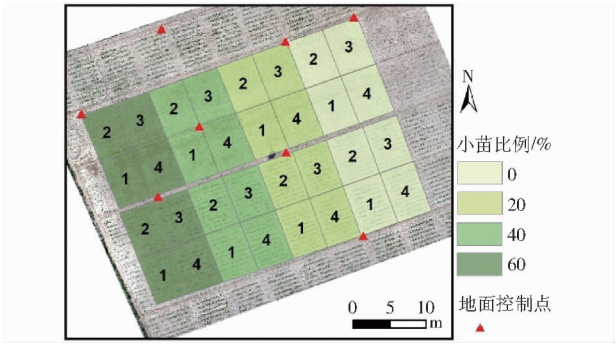


图 2 试验田小区分布

Fig. 2 Layout of experimental site

为验证模型泛化能力,另外在以下 3 种试验小区进行了数据采集。场景 1:2024 年 6 月,在河南省新乡基地相同地块,选用 4 个其他品种的玉米,重复了 2023 年 6 月的试验;场景 2:2023 年 8 月 24 日,

在图 2 所示位置,所有小区玉米已进入抽雄期,移除所有植株后,以 4 行为一个小区,行距 0.60 m,株距 0.225 m,重新种植了玉米种子;场景 3:2024 年在位于北京市顺义区的作物科学研究所顺义试验基地,选择常规玉米育种小区进行试验,每小区含 4 行玉米,行距 0.60 m,株距 0.225 m。

1.1.2 玉米苗期图像采集和数据集构建

本研究构建了 3 个数据集,数据集 1 为无人机影像,用于设定不同整齐度分级的阈值;数据集 2 为无人机影像,用于验证整齐度评价方法的可靠性;数据集 3 为手持设备影像,用于测试整齐度评估方法的可扩展性。3 组数据的采集及预处理过程如下。

数据集 1:高空间分辨率无人机 RGB 影像,用大疆 M600-Pro 无人机搭载索尼 $\alpha 7II$ 数码相机采集,相机镜头焦距为 50 mm,无人机飞行高度为 30 m。采集地点为图 2 所示的试验小区,采集时间为 2023 年 6 月 30 日至 7 月 19 日,每 2 d 或每 3 d 采集数据。将航拍图像与地面控制点坐标(图 2)导入 Agisoft Metashape 软件,进行影像拼接,生成空间分辨率为 2.95 mm 的正射影像。利用 ArcGIS 10.8 软件按试验小区边界对正射影像进行裁剪,共获得 252 幅小区影像。对每幅图像,使用 LabelMe 软件通过目视解译标注每个植株的外接矩形、每个叶尖的外接矩形,从而获得植株数量、叶龄、植株外接矩形框面积、株距、行距的真实值;此外,由 3 名学生独立为每个小区进行整齐度评价,通过多数投票的形式得到综合的整齐度分级,作为小区出苗整齐度的真实值。

数据集 2:高空间分辨率无人机 RGB 影像,与数据集 1 使用相同的设备和参数设置进行采集,采集地点为图 2 所示的试验小区(场景 1),采集时间为 2024 年 6 月 27 日—7 月 6 日,每 3 d 左右视天气情况进行数据采集,跳过下雨或大风等无人机无法飞行的日期。使用与数据集 1 相同的预处理方法,共获得 83 幅小区影像,空间分辨率为 2.95 mm。

数据集 3:手持设备 RGB 影像,利用大恒 MER2-302-56U3M/C 数码相机在距离地面高度 4 m 的位置采集小区图像,获取小区图像。数据采集于 2023 年 9 月 4 日和 9 月 6 日在场景 2、2024 年 6 月 18 日在场景 3 中进行,共取得了 139 幅手持设备图像。在采集图像的当天,邀请 5 位育种专家通过田间调查的方式对每个小区进行整齐度分级,作为各小区整齐度的真实值。各位专家打分的结果一致。

1.2 基于 RGB 图像的整齐度指标提取

结合前期构建的幼苗识别与叶龄估算模型^[24],提取缺苗率、株距、行距、叶龄、植株外接框面积、植株冠层面积共 6 个关键表型参数(表 1),从群体结构、发育一致性与冠层形态 3 个层面反映群体整齐性,构建一套面向田间复杂环境的整齐度评价指标体系。

表 1 整齐度评价指标体系构成

Tab. 1 Indicators for uniformity assessment

整齐度维度	性状	整齐度量化方式
群体结构规范性(苗全)	出苗	缺苗率
	株距	株距变异系数
	行距	行距变异系数
个体发育同步性(苗齐)	叶龄	叶龄变异系数
冠层形态一致性(苗匀)	冠幅	植株冠层面积变异系数
		植株外接框面积变异系数

1.2.1 玉米苗及叶龄检测

本研究使用前期建立的 YOLO 11n-LP 深度学习模型^[24]进行玉米苗植株与叶龄检测。其中,植株检测部分输出每个玉米苗植株的外接矩形框,以此为基础,可以判断出苗数量并进一步反映缺苗情况;外接框的大小从一定程度上反映植株的大小,也可作为整齐度的评价内容之一。叶龄检测部分输出每个植株的叶片数量,可反映生长阶段的一致性。

1.2.2 基于霍夫变换的行检测与缺苗检测

作物行提取是株距、行距、缺苗率等空间结构整齐度指标的重要前提。为抵抗田间环境中植株排列不规整、背景复杂、光照变化等干扰因素的影响,以深度学习检测到的植株位置为基础,引入霍夫直线变换检测方法,分析作物行角度分布规律,实现田间作物行的鲁棒检测。

霍夫变换(Hough transform)是一种广泛应用于图像处理领域的特征检测算法,通过将图像空间中的几何特征检测问题转化为参数空间中的峰值搜索,来检测图中特定形状的特征。对于直线检测,图像空间中的直线可表示为极坐标方程 $\rho = x\cos\theta + y\sin\theta$,其中 ρ 表示直线到坐标原点的垂直距离, θ 为直线法线与水平轴的夹角。通过构建 (ρ, θ) 参数空间的累加器矩阵,统计边缘点对应的参数组合,最终通过检测累加器中的局部极值来确定图像中的直线特征。

本研究中,首先用霍夫变换法对由植株计数得到的外接框中心点位置(图 3a 中红点)进行直线检测,确定作物行方向(图 3b)。再根据直线的角度 θ 对原始图像进行旋转,使作物行呈竖直排列(图 3c)。最后,以所有植株中心点的外接矩形向外缓冲 30 cm 为边界,对图像进行裁剪,以去除旋转过程中产生的无关背景(图 3d)。

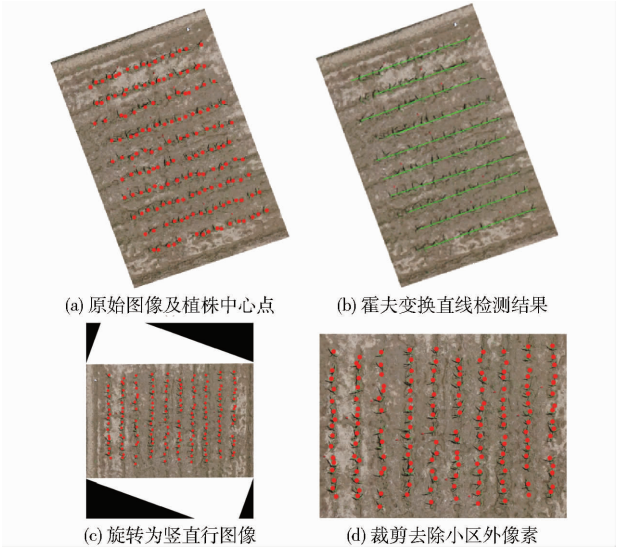


图 3 缺苗检测图像预处理过程

Fig. 3 Image preprocessing for seedling deficiency detection

以预处理后的图像和植株中心点坐标为基础,进行检测和缺苗检测。行检测通过对植株中心点的横坐标聚类完成:将相邻距离小于 15 cm 的植株识别为同一行,超出该阈值的标记为不同行;参考田间种植预设的行距 60 cm 进行后处理,自左边第 1 行起,若下一行与已知行的距离不足 50 cm,则下一行极可能是行间杂草误识造成的假行,进行剔除。

行检测完成后,在每条作物行内检测缺苗位置及数量。根据植株中心位置查找行内相邻株距,若相邻两株的距离超过预设株距的 1.6 倍,则认为发生缺苗现象;每个缺苗段的长度除以预设株距(本研究中均为 22.5 cm),取其整数部分计为缺苗数量;针对小区边缘存在缺苗的情况,通过统计所有行

头、行尾点坐标,剔除异常值后再计算各行首、行尾的平均位置,以此为参考设置行首、行尾基准线,对偏离显著的行首、行尾区域进行补点;此外,若相邻两行行距超过 110 cm,则认为是整行苗缺失,统计整行缺苗数量。

1.2.3 整齐度评价指标提取

本研究共考虑小区植株冠层面积、植株外接框面积、叶龄、株距及行距这 5 个表型性状的整齐程度,与缺苗率共同组成整齐度评价指标体系。这 6 项指标相互配合,全面反映小区从群体空间排布到个体发育状态的作物整齐度,其评价结果对于指导精细化的田间管理操作具有实际意义。各指标计算方法如下:

缺苗率 R_{miss} :缺苗率指预期出苗数量中缺少植株的比例,是评估作物种植完整性和播种质量的重要指标。缺苗率高说明播种不均或苗期损失严重,可能对最终产量造成显著影响。根据 1.2.1 节缺苗检测的结果估算缺苗数量,计算缺苗率,计算式为

$$R_{miss} = \frac{N_{missing}}{N_{missing} + N_{detected}} \times 100\% \quad (1)$$

式中 $N_{missing}$ ——推算的缺苗数

$N_{detected}$ ——检测到的植株数

株距变异系数:相同缺苗率水平下,连续缺苗的小区比断续缺苗的小区整齐度更低,因此对株距进行统计,用株距变异系数进一步区分整齐度。当出现连续缺苗时,将存在与预设密度差异更大的株距,导致变异系数增大。株距变异系数越小表示出苗越整齐。

行距变异系数:统计相邻作物行之间的行距,并计算其变异系数,用于量化行距的一致性。该指标反映播种作业在方向上是否存在偏差或漏行现象。行距变异系数越小,说明作物行分布越均匀、种植排布越规整。

叶龄变异系数:该指标用于评估同一小区内各植株在生育发展状况上的一致性。若叶龄差异较大,表明存在播期不一、苗情不良或环境胁迫等问题,从而影响作物群体的整齐发育。本研究基于 YOLO 11n-LP 模型的叶龄预测结果^[24],统计图像中所有植株的叶龄,并计算其变异系数,以量化群体在生育时期上的整齐性。

植株冠层面积变异系数:根据植株检测结果将小区图像裁剪为单株图像,统计每个单株植株图像中的绿色像素数量,求其变异系数。该指标直接量化植株大小的差异,反映植株在苗期生长的均衡性与一致性。但由于单株图像中可能存在杂草等其他绿色像素,提取的植株冠层面积难以避免存在一定误差。

植株外接框面积变异系数:为避免植株像素提取中的上述误差,对外接矩形框的大小一致性进行量化,作为植株大小差异的补充指标。计算方法为提取植株外接框的长宽,计算所有植株的外接框面积,统计其变异系数。

1.3 玉米苗期整齐度评价体系构建

为实现对玉米苗期整齐度的客观、量化评价,本研究融合熵权法(Entropy weight method)与 TOPSIS 2 种数学模型,构建了一套综合性的定量评价体系。首先利用熵权法依据各指标数据自身的离散程度客观分配权重,克服人为主观因素的影响(1.3.1 节);继而采用 TOPSIS 模型计算各样本与整齐度最高最低极端值的相对接近度,并将其作为整齐度的量化得分(1.3.2 节);最终依据得分区间实现整齐度等级划分(1.3.3 节)。

1.3.1 熵权法

熵权法源于信息熵学说,在多指标评价体系里发挥着客观赋权的作用,根据各项指标在实际数据中所展现的信息量差异,自主地分配权重数值^[2, 23]。该方法的核心在于衡量指标的信息熵,指标信息熵的大小揭示了数据的波动程度,这种波动程度反映了指标对评价对象的区分能力,由此决定权重的配置。该方法凭借其客观严谨、实施简便的特点,常在众多评价与决策分析活动中获得青睐,例如综合效能评定、多方案比选等。具体步骤如下:

(1) 数据标准化

由于各指标的量纲和数量级不同,需对原始数据进行标准化处理。使用用于负向指标(值越小越好)的最小-最大归一化标准化方法。公式为

$$x'_{ij} = \frac{\max(x_j) - x_{ij}}{\max(x_j) - \min(x_j)} \quad (2)$$

式中 x'_{ij} ——标准化后的数据矩阵元素

x_{ij} ——第 i 个样本的第 j 个指标的原始值

$\max(x_j)$ ——第 j 个指标最大值

$\min(x_j)$ ——第 j 个指标最小值

(2) 计算概率矩阵

概率矩阵元素 p_{ij} 表示第 i 个样本的第 j 个指标在全体样本该指标中的比重,反映该样本对整体指标分布的贡献度。对于标准化后的数据矩阵元素 $(x'_{ij})_{m \times n}$ (m 为样本数, n 为指标数)的概率矩阵元素 p_{ij} 计算公式为

$$p_{ij} = \frac{x'_{ij}}{\sum_{i=1}^m x'_{ij}} \quad (3)$$

(3) 计算信息熵

信息熵用于量化各评价指标的有效信息量:熵

值越小,说明该指标的离散程度越大,提供的信息量越多,应赋予更高权重。对于概率矩阵元素 p_{ij} ,第 j 个指标的信息熵 E_j 为

$$E_j = -\frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln p_{ij} \tag{4}$$

当 $p_{ij}=0$ 时,规定 $p_{ij} \ln p_{ij}=0$ 。

(4) 计算权重

根据各指标的信息熵值进一步计算其权重。指标的熵值越小,其提供的信息量越大,在综合评价中应赋予更高的权重 w_j 。具体计算式为

$$w_j = \frac{1 - E_j}{\sum_{j=1}^n E_j} \tag{5}$$

1.3.2 TOPSIS

TOPSIS 是一种经典的多属性决策方法,通过计算各方案与理想解的相对接近度进行排序^[23]。最优方案为距正理想解(最优解)最近、距负理想解(最劣解)最远。

(1) 构建加权标准化矩阵

使用熵权法得到的权重 w_j 对标准化矩阵元素 x'_{ij} 进行加权计算,加权标准化为

$$V = (v_{ij})_{m \times n} = (w_j x'_{ij})_{m \times n} \tag{6}$$

式中 v_{ij} ——第 i 个样本在第 j 个评价指标上的加权标准化值

(2) 确定正负理想解

本文的 6 个独立指标均是整齐度的负向指标,故第 j 个指标的正理想解 V_j^+ 取该指标的各样本($v_{1j}, v_{2j}, \dots, v_{mj}$)的最小值,负理想解 V_j^- 取各样本中该指标的最大值。

(3) 计算整齐度分数

首先,计算样本到理想解的欧氏距离。第 i 个样本到正理想解的距离 D_i^+ 和到负理想解的距离 D_i^- 为

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - V_j^+)^2} \tag{7}$$

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - V_j^-)^2} \tag{8}$$

以此为基础,计算每个样本到负理想解的相对距离,作为整齐度分数。计算式为

$$U_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \quad (U_i \in [0, 1]) \tag{9}$$

式中 U_i ——第 i 个样本的整齐度分数

1.3.3 整齐度定级

将田间玉米整齐度划分为整齐、比较整齐、不整齐 3 个等级,将数据集 1 的整齐度分数与专家评级结果进行对比,找到最佳阈值进行整齐度等级划分。

1.4 精度评价

采用 4 个常用的分类精度评价指标来评价整齐度分级精度,包括总体分类精度 (Overall accuracy, OA)、精确率、召回率、F1 分数。其中,OA 是所有分类正确的样本数占总样本数的比例,是多分类问题中常用的综合评价指标;精确率是预测为某一类别的样本实际属于该类别的比例,反映模型对某一类别的预测可靠性,取值越高表示错检越少;召回率是实际属于某一类别的样本中被模型正确预测为该类别的比例,取值越高表示漏检越少;F1 分数综合考虑模型的精确性与召回能力,是二分类问题中常用的综合评价指标。4 个指标取值范围均为 $[0, 1]$,越高表示越准确。

此外,针对单个整齐度指标,以人工标注的数据为基础计算其真实值,分别计算图像提取值与真实值之间的相关系数,为本文提出的整齐度评价方法的评价提供辅助信息。其中,由于植被冠层面积难以获取真实值,未进行量化评估。

2 结果

2.1 缺苗检测结果

缺苗检测结果示例如图 4 所示。其中,红点标示出苗植株中心点,白点标示缺苗位置;蓝色虚线标示作物行的起始基准线,紫色虚线标示作物行的结束基准线,绿色虚线标示每个作物行的走向;行内每两株相邻的出苗植株株距在黄色标签框中用黑字标出,对于行首或行尾缺苗的情况,则标注该行内首苗至行首、末苗至行尾的距离,在蓝色标签框中用深蓝

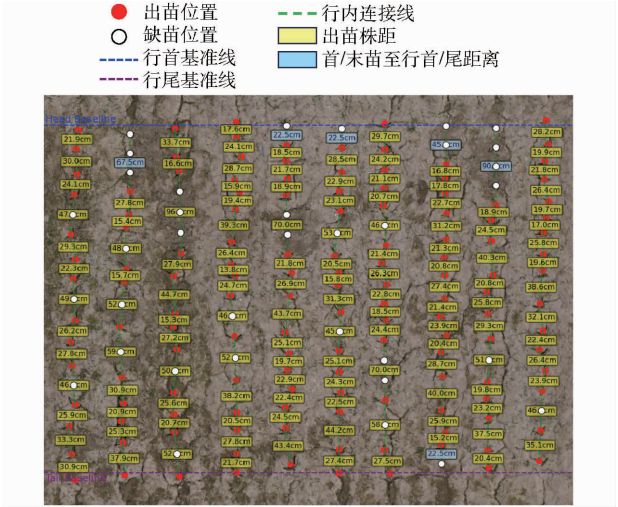


图 4 缺苗检测结果示例

Fig. 4 Results of missing plant detection

可以看到,虽然玉米苗的实际分布并非沿预设的直线方向和位置,本文使用的基于霍夫变换的行

检测方法依然准确区分了不同的作物行。以行检测结果为基础,成功统计了出苗的株距,即使是行首和行尾连续缺苗的情况,也准确判断了缺苗数量和位置,证实了缺苗检测算法的准确性。该方法在杂草干扰和不同小苗组成试验下表现均较为稳定,具有良好的鲁棒性。

2.2 单个指标检测精度

除植被冠层面积变异系数外的 5 个整齐度度量指标的模型检测值与真实值对比的散点图如图 5 所示,图中深色表示样本数量集中,浅色则表示该取值的样本很少。其中,缺苗率集中在 0~10% 范围内,最高缺苗率可达 50%,模型检测缺苗率与真实值之间的相关系数 r 达到 0.96。而其余指标为变异系数,其取值范围较小,因此相关系数值相对较低,但所有指标的检测值与真实值均呈现较好的正相关,集中在 1:1 线附近,表明了本文方法的可靠性。

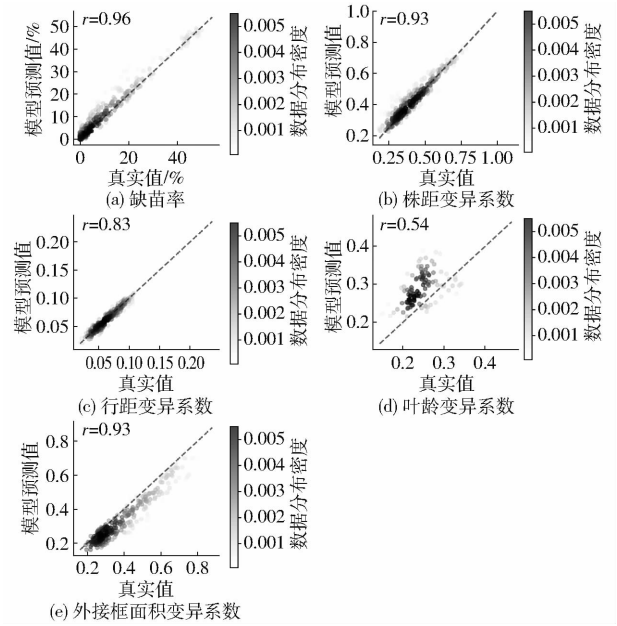


图 5 单个整齐度指标的检测精度

Fig. 5 Accuracy of individual uniformity indicators

2.3 整齐度综合评估结果

2.3.1 单个指标权重及阈值划分

6 个指标中,缺苗率对整齐度评价的权重最高,达到 30.20%,说明其在整齐度差异中具有更高的信息贡献度;其次为外接框面积变异系数,权重为 17.60%,与专家打分时提出的“大小苗”标准吻合;其余指标的权重较为平均,叶龄变异系数的权重仅为 9.9%,对整齐度评价的贡献较低。

整齐度评分 U_i 在整齐、比较整齐、不整齐 3 个等级的均值为 0.83、0.66 和 0.45,其整体分布呈明显递减趋势,且各等级之间差异显著、几乎无重叠(图 6),说明 TOPSIS 能有效识别出作物整齐度从高到低的差异。

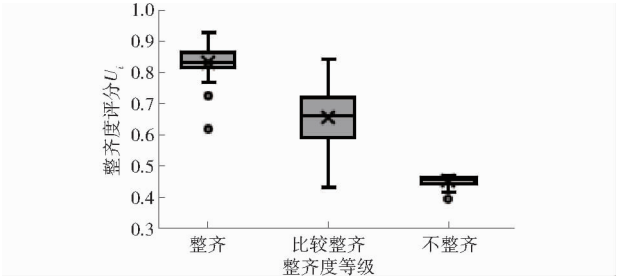


图 6 TOPSIS 综合得分在不同整齐度等级中的分布

Fig. 6 Distribution of TOPSIS scores under different expert-assigned levels

参照图 6 中的 TOPSIS 得分分布,设定阈值对样本整齐度进行等级划分,从而实现自动评价结果向人工定级结果的映射。划分标准为 $U_i \in [0.800, 1.000]$ 为整齐、 $U_i \in [0.475, 0.800)$ 为比较整齐、 $U_i \in [0, 0.475)$ 为不整齐,3 个整齐度水平的小区图像如图 7 所示。

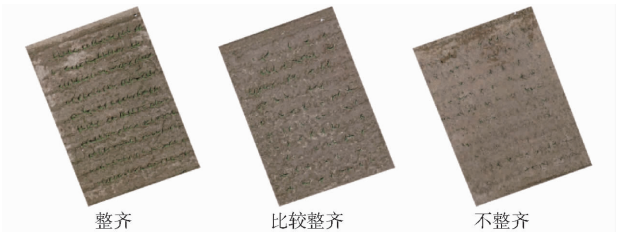


图 7 作物整齐度等级对应样本图像

Fig. 7 Examples of crop plots at different uniformity levels

2.3.2 整齐度评估方法精度评价

对比整齐度分级算法结果与专家评分,构建了混淆矩阵(表 2),总体分类精度达到 0.92,表明二者具有较高的一致性。单类分类精度 F1 分数均达到了 0.84 以上,比较整齐等级上的分类准确率较高,召回率和精确率均超过了 0.90。整齐和比较整齐两类之间存在一定程度的误判,可能由于样本边界模糊或评分接近所致。“不整齐”等级的精确率较低,仅为 0.80,但召回率达到 1,方便及时发现出苗问题严重的小区,对其进行补苗、浇水、追肥等操作。

表 2 整齐度评估混淆矩阵

		检测类别			召回率
		整齐	比较整齐	不整齐	
真实类别	整齐	42	7	0	0.86
	比较整齐	9	169	5	0.92
	不整齐	0	0	20	1
精确率		0.82	0.96	0.80	
F1 分数		0.84	0.94	0.89	

2.3.3 在独立验证数据集应用

将上述整齐度评估方法应用于无人机图像组成的独立验证数据集,总体分类精度达到了 0.94,其混淆

矩阵如表 3 所示。大部分小区的整齐度等级被正确划分,其中“比较整齐”和“不整齐”的召回率均达到 1,精确率也超过了 0.95,验证了该方法的可靠性。

表 3 应用于数据集 2 无人机图像的整齐度评估混淆矩阵
Tab.3 Confusion matrix of uniformity assessment on independent drone dataset

		检测类别			召回率
		整齐	比较整齐	不整齐	
真实类别	整齐	10	5	0	0.67
	比较整齐	0	62	0	1
	不整齐	0	0	6	1
精确率		1	0.93	1	
F1 分数		0.80	0.96	1	

将该方法应用于由手持设备图像组成的独立验证数据集,总体分类精度达到 0.96,各个等级的精确率和召回率均达到 0.94 以上(表 4)。虽然手持设备数据集与无人机影像在覆盖面积、空间分辨率等方面有较大差异,整齐度评价的精度反而高于在无人机数据集中,这可能是由于手持设备数据能够看到作物苗的更多细节,使单个指标的提取精度更佳,从而实现了整齐度分级提高。这也表明了本方法良好的迁移性。

表 4 应用于数据集 3 手持设备图像的整齐度评估混淆矩阵
Tab.4 Confusion matrix of uniformity assessment on independent handheld camera dataset 3

		检测类别			召回率
		整齐	比较整齐	不整齐	
真实类别	整齐	59	4	0	0.94
	比较整齐	1	73	0	0.99
	不整齐	0	0	2	1
精确率		0.98	0.95	1	
F1 分数		0.96	0.97	1	

3 讨论

作物整齐度作为群体均一性的核心农艺体现,它的精确量化水平深刻影响着育种筛选效率、田间作业规程制定与最终收获的预判^[2,7]。本研究构建了一种基于 RGB 图像的快速、客观、量化的玉米苗期整齐度评估方法,为评价农机播种质量、差异化施肥灌溉等提供重要依据,对于现代农业管理、优良品种选育具有现实意义。

3.1 整齐度评价指标

建立整齐度评价体系的核心在于指标的构建与提取,其中作物行检测是重要的基础环节,直接影响了后续指标提取的准确性。本研究基于 RGB 图像中玉米幼苗的具体位置获得其排列的几何特征,对其进行行方向提取与连续性分析,实现了多行区域

的精准识别与编号。该方法有效克服传统方法基于原始图像进行植株检测与行检测中杂草干扰严重的问题^[2,25],为后续株距计算、缺苗识别及植株一致性分析提供了重要基础结构。

在行结构明确的基础上,构建了以株距变异系数、行距变异系数、叶龄变异系数、缺苗率、植株外接框面积与植株冠层面积变异系数 6 个指标为基础的整齐度评价体系。缺苗率作为衡量播种质量与早期出苗一致性的核心指标,在整齐度评估指标体系中占据最高权重。本文的缺苗检测方法基于相邻植株间距判断缺苗数量,并考虑了行首行尾缺苗、整行缺苗等极端情况,在不同小苗比例组成的条件下仍能保持较高精度,具有良好的鲁棒性。

株距和行距变异系数的提取对作物行定位的准确性高度依赖。当行内缺苗严重或幼苗过小时,易导致行检测误差,进而对缺苗率与整体整齐度评估结果造成影响。为进一步提升模型在复杂场景下的鲁棒性,未来可考虑引入基于深度学习的作物行检测方法,增强对行结构的适应能力;融合多源信息实现辅助定位,如利用激光雷达数据中的高度信息更为全面地评估整齐度;也可结合时间序列数据对单个指标的提取结果行进行动态校正,全面提升整齐度评估体系的稳定性与适用性。

叶龄变异系数、植株外接框面积变异系数以及植株冠层面积变异系数 3 个指标主要依赖于对植株的准确检测。3 个指标均在被识别到玉米苗的外接框内进行提取,相较于直接在整幅图像中进行分析^[25],有效降低了复杂田间环境信息的背景干扰。未来,随着植株检测与分割精度的进一步提升,覆盖面积等结构形态指标有望在作物表型监测与精准管理中发挥更大作用。

3.2 多指标融合的整齐度综合得分

在整齐度指标融合阶段,采用 TOPSIS 方法对样本进行综合评分,并基于专家经验设定阈值实现等级划分,划分结果与专家打分结果高度一致,能够有效反映作物整齐度的整体趋势。TOPSIS 作为一种无监督排序模型,适用于缺乏标准标签但具备多指标特征的场景,具有计算效率高、实现简便等优点。但“整齐”与“比较整齐”等级之间存在一定的混淆,这可能源于部分样本处于等级划分的临界状态,其整齐度特征难以明显区分;也可能由于专家打分过程中考虑了更多的潜在指标,导致模型预测结果与专家判定之间产生一定偏差。未来可以通过增加样本数据、扩充整齐度指标库、优化数据标准化方法等,探索进一步提高整齐度分级稳定性的可行方法。

该方法在独立验证数据集上展现出良好的泛化

能力,不仅在相似的无人机图像中表现良好,在不同试验小区使用手持设备采集的高分辨率 RGB 图像中甚至取得了更高的精度,说明本文使用的指标体系不依赖于特定试验环境或样本构成,对作物整齐度特征具有一定的普适刻画能力。

由于当前研究样本数量有限,未来仍需在更大尺度、多区域、多作物条件下进一步验证其通用性和鲁棒性。未来可结合多期遥感影像与地面实测数据,持续优化模型结构与评估框架,提升方法在不同生长阶段和环境变化下的整齐度判别能力。

4 结论

(1)构建了结合 RGB 图像与熵权 TOPSIS 法的

作物苗期整齐度评估方法,综合考虑了缺苗率、株距变异系数、行距变异系数、叶龄变异系数、植株冠层面积变异系数和植株外接框面积变异系数等 6 项指标,通过对不同指标客观赋权和集成,实现了玉米苗期整齐度的快速、客观、量化评估。相较于人工目测,本方法具有更高的客观性、高效性和可扩展性;相较于现有高通量整齐度评估方法,则具备多指标综合评估的显著优势。

(2)将评估结果与专家定级进行比对验证,总体分类精度达到 0.92,表明该方法能够有效地反映田间作物的整齐度水平。此外,在独立数据集上测试结果表明,该方法仍表现良好(总体分类精度达到 0.94),验证了其在不同区域环境下的适应性。

参 考 文 献

[1] 高山, 赵同林, 周思言, 等. 提高机播夏玉米幼苗整齐度的主要技术措施[J]. 大麦与谷类科学, 2013(1): 30 – 31.
GAO Shan, ZHAO Tonglin, ZHOU Siyan, et al. Main technical measures for improving the uniformity of machine-sown summer maize seedlings[J]. Barley and Cereal Sciences, 2013(1): 30 – 31. (in Chinese)

[2] 白怡. 基于无人机多源影像的玉米苗情遥感监测研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2022.
BAI Yi. Research on remote sensing monitoring of maize seedling condition based on UAV multi-source images[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2022. (in Chinese)

[3] LU Y, ZHANG X, CHEN S, et al. Increasing the planting uniformity improves the yield of summer maize[J]. Agronomy Journal, 2017, 109(4): 1463 – 1475.

[4] YANG Y, LI Q, MU Y, et al. UAV-assisted dynamic monitoring of wheat uniformity toward yield and biomass estimation[J]. Plant Phenomics, 2024, 6: 0191.

[5] MULDOON J F, DAYNARD T B. Effects of within-row plant uniformity on grain yield of maize[J]. Canadian Journal of Plant Science, 1981, 61(4): 887 – 894.

[6] PEREYRA V M, BASTOS L M, REIS A F, et al. Early-season plant-to-plant spatial uniformity can affect soybean yields[J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 17128.

[7] 陈雯. 基于无人机图像的小麦出苗均匀度评价[D]. 扬州: 扬州大学, 2018.
CHEN Wen. Evaluation of wheat emergence uniformity based on UAV images[D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2018. (in Chinese)

[8] SAPKOTA B R, ADAMS C B, KELLY B, et al. Plant population density in cotton: addressing knowledge gaps in stand uniformity and lint quality under dryland and irrigated conditions[J]. Field Crops Research, 2023, 290: 108762.

[9] 张慧来, 何亚玲. 2014 年玉米出苗情况分析和技术措施[J]. 吉林农业, 2014(13): 32.
ZHANG Huilai, HE Yaling. Analysis of maize emergence situation and technical measures in 2014[J]. Jilin Agriculture, 2014(13): 32. (in Chinese)

[10] 李亚东. 甘肃春玉米苗情长势监测技术[J]. 甘肃农业科技, 2022, 53(6): 90 – 93.
LI Yadong. Monitoring technology for spring maize seedling growth in Gansu[J]. Gansu Agricultural Science and Technology, 2022, 53(6): 90 – 93. (in Chinese)

[11] 杨庆. 基于深度学习的小麦秧苗监测方法研究[D]. 合肥: 安徽农业大学, 2024.
YANG Qing. Research on wheat seedling monitoring method based on deep learning[D]. Hefei: Anhui Agricultural University, 2024. (in Chinese)

[12] VONG C N, CONWAY L S, FENG A, et al. Corn emergence uniformity estimation and mapping using UAV imagery and deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 198: 107008.

[13] 高敏. 基于无人机遥感的大田玉米长势监测和产量估计研究[D]. 太原: 中北大学, 2024.
GAO Min. Research on growth monitoring and yield estimation of field maize based on UAV remote sensing[D]. Taiyuan: North University of China, 2024. (in Chinese)

[14] EGLI D B, RUCKER M. Seed vigor and the uniformity of emergence of corn seedlings[J]. Crop Science, 2012, 52: 2774 – 2782.

[15] 许秀英. 基于数据智能的大豆苗情评估模型研究[D]. 大庆: 黑龙江八一农垦大学, 2024.
XU Xiuying. Research on soybean seedling assessment model based on data intelligence[D]. Daqing: Heilongjiang Bayi Agricultural University, 2024. (in Chinese)

HU Jianping, LIU Kai, GUO Xinyu, et al. Point cloud skeleton extraction of maize leaves based on adaptive weighting operator and principal curve[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(2): 166 – 174. (in Chinese)

[23] 朱超. 基于三维点云的玉米植株器官分割及表型检测方法研究[D]. 沈阳:沈阳农业大学, 2022.

ZHU Chao. Research on methods of maize organ segmentation and phenotype detection based on 3D point clouds [D]. Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2022. (in Chinese)

[24] YANG X, MIAO T, TIAN X, et al. Maize stem-leaf segmentation framework based on deformable point clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2024, 211: 49 – 66.

[25] TANCIK M, WEBER E, NG E, et al. Nerfstudio: a modular framework for neural radiance field development[C] // ACM SIGGRAPH 2023 Conference Proceedings, 2023: 1 – 12.

[26] JIANG H, JANG J, KPOTUFE S. Quickshift + +: provably good initializations for sample-based mean shift [C] // International Conference on Machine Learning. PMLR, 2018: 2294 – 2303.

[27] LEI L, LI Z, YANG G, et al. High-throughput extraction of the distributions of leaf base and inclination angles of maize in the field[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1 – 28.

[28] ZERMAS D, MORELLAS V, MULLA D, et al. 3D model processing for high throughput phenotype extraction-the case of corn [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 172: 105047.

~~~~~

(上接第 91 页)

[16] 中国农业科学院作物科学研究所. 一种大豆田间群体整齐度的测评方法、系统及存储介质: 202110191516.9[P]. 2021 – 06 – 22.

[17] YU X, JIANG T, ZHU Y, et al. FEL – YoloV8: a new algorithm for accurate monitoring soybean seedling emergence rates and growth uniformity[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2025,63:1 – 17.

[18] SHIRZADIFAR A, MAHARLOOEI M, BAJWA S G, et al. Mapping crop stand count and planting uniformity using high resolution imagery in a maize crop[J]. Biosystems Engineering, 2020, 200: 377 – 390.

[19] REN L, LI C, YANG G, et al. The detection of maize seedling quality from UAV images based on deep learning and Voronoi diagram algorithms[J]. Remote Sensing, 2024, 16(19): 3548.

[20] 黑龙江八一农垦大学. 一种大豆出苗整齐度判断方法及系统: 202310100513.9[P]. 2023 – 05 – 26.

[21] 李群岭, 孙佳照, 王振国, 等. 烟苗整齐度评估分析模型研究[J]. 中国烟草科学, 2025, 46(2): 101 – 112.

LI Qunling, SUN Jiazhao, WANG Zhenguo, et al. An analytical model for assessing tobacco seedling uniformity[J]. Chinese Tobacco Science, 2025, 46(2): 101 – 112. (in Chinese)

[22] WANG B, XIE H L, REN H Y, et al. Application of AHP, TOPSIS, and TFNs to plant selection for phytoremediation of petroleum-contaminated soils in shale gas and oil fields[J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 233: 13 – 22.

[23] BANADKOUKI M R Z. Selection of strategies to improve energy efficiency in industry: a hybrid approach using entropy weight method and fuzzy TOPSIS[J]. Energy, 2023, 279: 128070.

[24] JIANG T, LI L, ZHANG Z, et al. YOLO-light-pruned: a lightweight model for monitoring maize seedling count and leaf age using near-ground and UAV RGB images[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2026, 16(1): 164 – 186.

[25] 冯应祥. 基于无人机遥感的棉花苗情监测模型构建与系统研发[D]. 石河子:石河子大学,2023.

FENG Yingxiang. Construction of cotton seedling monitoring model and system development based on UAV remote sensing [D]. Shihezi: Shihezi University, 2023. (in Chinese)