doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.17.002

不同赋权法构建作物综合生长指数的区域玉米长势遥感监测精度研究

卜祥欣　任建强　罗　珂　李丹丹　赵红伟

（中国农业科学院农业资源与农业区划研究所/北方干旱半干旱耕地高效利用全国重点实验室，北京 100081）

摘要：在大范围农作物综合长势监测研究与应用中，多种农情参数权重的科学合理确定是提高作物综合长势监测精度的关键。为探究主要赋权方法在作物综合长势监测应用的适用性，本研究选取变异系数法（CV）、熵权法（EWM）、主成分分析法（PCA）和基于标准去除效应方法（MEREC）分别构建玉米作物综合生长指数（Comprehensive crop growth index，CCGI）。在此基础上，利用构建的 CCGI 开展区域玉米作物综合长势监测并进行长势精度验证，最终实现不同权重法的筛选与评价。结果表明，EWM 法和 MEREC 法在玉米 CCGI 构建权重分配合理性及单产表征能力有效性方面表现相当，且均好于 CV 法和 PCA 法；在不同赋权法构建 CCGI 的长势监测精度方面，EWM 法略优于 MEREC 法，且二者长势监测精度均高于 CV 法和 PCA 法。通过与区域作物长势地面结果对比，主要生育期（苗期、拔节期、抽雄期和灌浆期）综合长势监测平均最高精度达到 92.09%。其中，基于 EWM、MEREC、CV 和 PCA 赋权法构建 CCGI 的区域玉米作物长势监测，在主要生育期平均精度分别为 91.67%、90.00%、89.17% 和 85.42%。本研究为农作物 CCGI 构建赋权方法的合理选择提供了科学依据，对提高大范围农作物综合长势监测精度具有参考价值。

关键词：玉米；遥感；作物长势监测；作物综合生长指数；赋权法

中图分类号：TP79　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)17-0019-12　　**OSID**：

Regional Remote Sensing Monitoring Accuracy of Maize Growth Conditions Based on Comprehensive Crop Growth Index Constructed by Different Weighting Methods

Bu Xiangxin　Ren Jianqiang　Luo Ke　Li Dandan　Zhao Hongwei

(*Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences/ State Key Laboratory of Efficient Utilization of Arable Land in China, Beijing* 100081, *China*)

Abstract: In research and applications of large-scale comprehensive monitoring of crop growth conditions, the scientific determination of weights for multiple crop condition parameters is critical for improving monitoring accuracy. To evaluate the applicability of major weighting methods in integrated crop growth monitoring, the coefficient of variation method (CV), entropy weight method (EWM), principal component analysis (PCA), and the method based on the removal effects of criteria (MEREC) were used to construct the comprehensive crop growth index (CCGI) for maize. The constructed CCGI was then used for regional comprehensive monitoring of maize growth conditions and the accuracy of the crop growth monitoring was validated, thereby enabling the screening and evaluation of different weighting methods. The results showed that EWM and MEREC performed comparably in terms of the rationality of weight allocation for maize CCGI construction and the effectiveness of yield representation, and both outperformed CV and PCA. Regarding the monitoring accuracy of the CCGI constructed by using different weighting methods, EWM was slightly superior to MEREC, while both methods achieved higher monitoring accuracy than CV and PCA. Compared with ground observations of crop growth conditions, the average highest accuracy of comprehensive growth monitoring during the key growth stages (seedling

收稿日期：2026－05－31　修回日期：2026－06－10

基金项目：国家重点研发计划项目(2023YFB3906204)

作者简介：卜祥欣(2001—)，男，硕士生，主要从事农情遥感研究，E-mail：821012450681@caas.cn

通信作者：任建强(1974—)，男，研究员，博士生导师，主要从事农业遥感基础与应用研究，E-mail：renjianqiang@caas.cn

stage, jointing stage, tasseling stage and filling stage) reached 92.09%. Specifically, the average accuracies of regional maize growth monitoring during the key growth stages based on the CCGI constructed by using EWM, MEREC, CV, and PCA were 91.67%, 90.00%, 89.17% and 85.42%, respectively. The research result can provide a scientific basis for selecting appropriate weighting methods in the construction of CCGI and offer a reference for improving the accuracy of large-scale integrated crop growth monitoring.

Key words: maize; remote sensing; crop growth monitoring; comprehensive crop growth index; weighting methods

0 引言

农作物长势监测是农业遥感研究与应用的核心内容之一[1-2],开展大范围农作物长势监测不仅可为农业田间管理和作物单产估算提供快速宏观的指导信息,同时也可为农业管理部门的政策制定及国家粮食贸易决策提供重要参考依据。

一般农作物长势遥感监测中,归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)应用最广泛,采用方法主要包括统计监测法、年际比较法与过程监测法[3-6]。尽管现有遥感长势监测方法已取得长足进展,但大多研究成果仍依赖单一作物生长指标和遥感指数,这在一定程度上阻碍作物长势监测精度进一步提高。

近些年来,研究人员在利用无人机多光谱或卫星多光谱获取叶面积指数(Leaf area index, LAI)、地上生物量(Above-ground biomass, AGB)、冠层叶绿素含量(Canopy chlorophyll content, CCC)、植被覆盖度(Fractional vegetation coverage, FVC)等多个作物长势监测指标基础上,逐步开展了作物综合长势监测研究工作。结果表明,作物综合生长指数在提升作物长势监测可靠性和准确性方面具有重要价值[7-10]。但大多数研究者仅利用无人机获得作物生长参数且在小范围开展作物综合生长指数的构建和验证[11-15]。因此,迫切需要开展基于卫星遥感技术的大范围作物综合长势监测研究和应用。

此外,从已有作物综合生长指数构建和长势监测成果看,农情参数赋权是否合理直接决定了农作物综合长势监测结果精度和合理性[10,16]。目前,常用客观赋权法包括均等权重法、变异系数法和熵权法等,但各种方法在理论基础、适用条件和结果精度方面各有差异[16-19],因此,作物综合长势监测中往往面临采用何种赋权方法以及赋权结果是否可靠的双重问题[20]。针对上述问题,迫切需要加强作物综合生长指数中赋权方法选择及其权重结果合理性和科学性评价研究。

尽管部分学者已针对不同赋权方法进行了作物综合生长指数构建及长势监测应用研究,但因各个研究相对分散且研究作物不同,导致不同赋权方法构建指标效果和长势监测精度结果间缺乏可比性。因此,本研究选择变异系数法、熵权法、主成分分析法和基于标准去除效应方法 4 种客观赋权的代表性方法,以玉米为研究对象,开展不同赋权法构建作物综合生长指数(Comprehensive crop growth index, CCGI)的长势遥感监测精度比较研究,从而对主要赋权方法长势监测精度进行客观全面的评价,为合理选择作物综合生长指数构建的赋权方法提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于黄淮海平原中部的河北省衡水市(37°42′~38°11′N, 115°21′~115°50′E)(图 1),该地区属于暖温带半干旱季风气候区。衡水地区农作物种植制度为冬小麦-夏玉米一年两熟。其中,夏玉米通常 6 月上中旬播种,6 月下旬至 7 月上旬进入苗期,7 月中旬进入拔节期,8 月上旬进入抽雄期,8 月中旬起进入灌浆期,并于 9 月下旬至 10 月上旬进入成熟阶段。

1.2 数据获取与处理

1.2.1 遥感数据

(1)Sentinel-2 遥感数据

本文采用 10 m 空间分辨率 Sentinel-2 遥感数据获得高精度农情参数(如 LAI、FVC、CCC)反演结果。研究中,使用 GEE 云平台获取了 2024 年 7—8 月 Sentinel-2 L2A 级地表反射率产品。在数据预处理阶段,首先设定 30% 的云量阈值对影像进行初步筛选,然后利用 QA 质量控制波段执行严格的云掩膜操作,并基于线性插值算法对掩膜剔除的缺失像元进行数值重建,最终获得了研究区玉米各个关键生育期高质量影像。

(2)MODIS 遥感数据产品

本研究利用 7—8 月 MODIS 遥感产品进行地上生物量农情遥感参数获取。其中,使用 8 d 合成 500 m 空间分辨率的 PsnNet 数据产品作为植被净光合作用指标,该指标表示总初级生产力扣除维持呼吸后

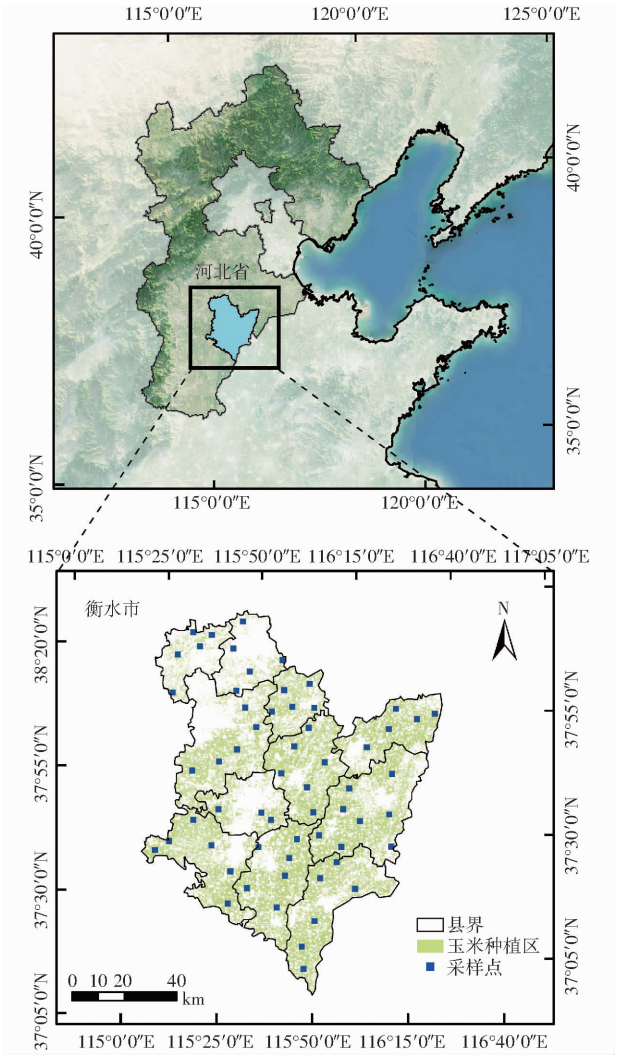

图 1　研究区域概况

Fig. 1　Overview of research area

的净光合作用量，能够反映植被在短时间尺度上的碳吸收能力。

1.2.2　主要农情参数遥感获取

在作物农情参数获取方面，使用了 SNAP 11.0.0 版本的 BiophysicalO 模块获得了多期 10 m 空间分辨率 LAI、FVC 和 CCC 反演结果。最后，结合地面实测数据对上述反演结果进行精度评价。

为实现 AGB 准确估算，首先使用 MODIS 和 Sentinel－2 遥感数据获得 10 m 高分辨率净初级生产力（Net primary production，NPP）数据。实施中，将 Sentinel－2 反演 LAI 最大值合成产品与同期的 PsnNet 产品进行降尺度融合，从而完成 NPP（gC/m^2）空间精细化估算。最后将 NPP 换算为 AGB（kg/hm^2），计算公式为

$$A_{GB}=\frac{R_{NPP}Tp}{1-\omega}\times 10 \qquad (1)$$

式中　T——碳素转化系数，取 2.3

p——地上生物量占比，取 0.9

ω——籽粒含水率，取 0.14

A_{GB}——地上生物量，kg/hm^2

R_{NPP}——净初级生产力，gC/m^2

1.2.3　主要作物参数地面获取

本研究于 2024 年共布设 60 个野外采样点，开展地面数据采集工作，如图 1 所示。针对玉米 4 个关键生育期实施了地面采样，观测日期依次为 7 月 6 日（苗期）、7 月 16 日（拔节期）、8 月 2 日（抽雄期）及 8 月 30 日（灌浆期）。采集的核心数据包括 LAI、AGB、FVC、CCC、作物长势等级和作物单产实测结果。其中，60 个样本点的农情参数用于长势参数反演精度验证，60 个实测单产样本点按照比例 7∶3 划分为训练集和验证集进行单产预测。

（1）主要作物生长参数地面获取

LAI 主要使用 LAI－2200 植物冠层分析仪进行测量。本研究在每个采样点均执行 3 次独立重复测定，并以其算术平均值作为该点最终的实测 LAI 值。

FVC 主要采用四旋翼无人机搭载可见光相机进行地表数据采集，随后使用 Scikit-image 计算了过绿指数（Excess green，EXG），最后采用 Otsu 阈值分割算法自动提取玉米像素，最终实现了 FVC 的计算[21]。

AGB 地面采集中，将玉米地上部样本装入自封袋密封后运回实验室。随后，将玉米进行杀青、烘干至恒质量（质量变化小于 0.5%）得到干生物量。最后，结合种植密度计算单位面积地上生物量（kg/hm^2）。

为测定 CCC，在各样点采集具有代表性的玉米中上部新鲜叶片基础上，采用分光光度法测定了叶片叶绿素含量（Leaf chlorophyll content，LCC）[22]。最终，LCC 与 LAI 乘积为 CCC（$\mu g/cm^2$）。

（2）作物长势地面数据

结合中国气象局的作物生长状况评定标准[23]和美国农业部国家农业统计局（USDA NASS）一般作物生长状况分级依据（https：// www. nass. usda. gov），同时参考相关研究成果[24]，本研究采用玉米长势等级评价标准如下：

长势良好：植株营养生长旺盛，形态结构较好。群体表现为植株整齐、密度适宜、叶绿素含量高且生物量充足。该状态下，作物物候发育处于最佳同步期，基本免受气象灾害或病虫害胁迫，预期单产有望达到丰产年份水平。

长势一般：植株生长状态中等，形态发育正常。群体整齐度一般，常伴有叶片变薄、叶绿素含量偏低及叶鞘轻微受损等现象。作物可能受到轻度气象或病虫害胁迫，发育进程略显迟缓，预期单产基本与近

5 年平均水平持平。

长势较差:植株遭受较重气象胁迫或病虫害侵袭,植株生长总体较差。群体高度不均匀、叶片有黄化现象、生物量减少。作物生长发育受到较大影响,预测单产较低,是减产年景。

基于上述标准,在对调查点定位基础上,开展玉米 4 个关键生育期长势地面调查,并将结果用于遥感长势监测结果精度验证。

(3)作物单产实测数据

本文利用实测单产数据对不同赋权方法构建的 CCGI 有效性进行评价。其中,选择 10 m^2 样方进行采样,记录样方中玉米有效穗数,然后在样方对角线位置分别连续采集 6 穗,并带回实验室;最后,对玉米进行风干、脱粒,测取含水率和净质量,计算出平均单穗质量,最后计算出每个样方的玉米单产(kg/hm^2)。

1.2.4 其他辅助数据

本研究使用玉米分布数据源自 30 m 空间分辨率《2001—2024 年中国玉米种植分布数据集》(https://www.nesdc.org.cn/)。该数据集用户精度 77.32%,生产精度 80.98%,总体分类精度 80.06%。为保证作物分布数据与农情遥感参数结果的空间分辨率保持一致,采用最邻近法将作物分布数据分辨率重采样成 10 m。另外,研究区行政区划矢量图由国家地理信息公共服务平台提供(https://www.tianditu.gov.cn/)。

1.3 研究方法

1.3.1 技术路线

在利用多种赋权法和多种农情遥感参数构建 CCGI 基础上,通过开展不同赋权方法构建 CCGI 的有效性分析,对不同赋权法进行评价和优选,最终将赋权法构建 CCGI 应用于区域玉米长势动态监测并进行精度分析。为全面比较不同赋权方法的监测效果,以 Sentinel-2 遥感数据为基础,结合 LAI、FVC、AGB 和 CCC 等多种农情遥感参数,选取 CV、EWM、PCA 和 MEREC 共 4 种经典客观赋权方法分别构建 CCGI。其中,赋权方法评价主要围绕权重分配特征、算法求解稳定性、单产拟合表征能力和长势监测精度等指标开展对比分析。具体技术路线如图 2 所示。

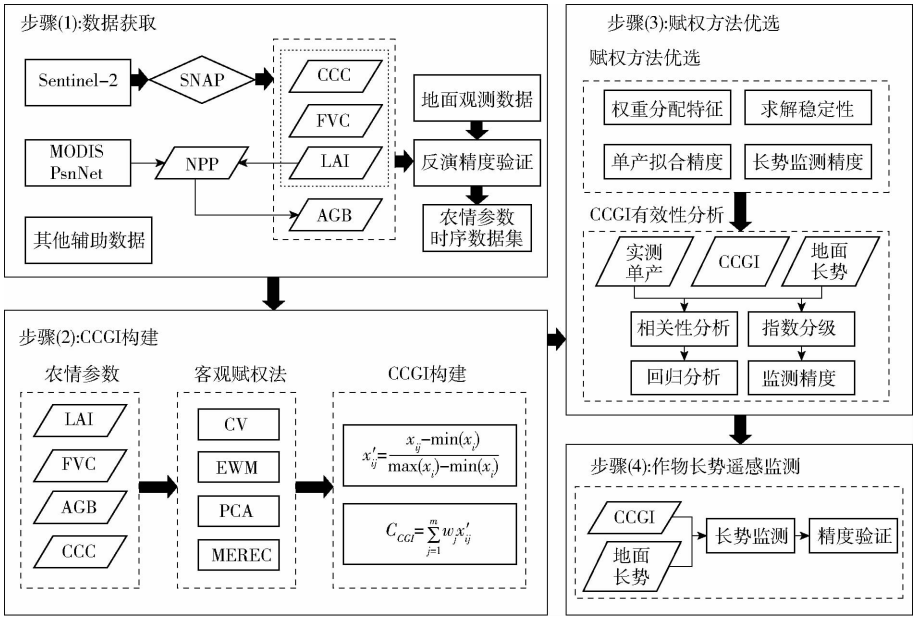

图 2 研究技术路线图

Fig. 2 Research workflow

1.3.2 主要研究过程

1.3.2.1 作物综合生长指数构建

作物综合长势监测旨在将具有农学意义的多个单一状态变量整合成可表征作物整体生长状况的综合评价指标,其基本流程包括指标选取、数据归一化、权重分配和指数构建。首先,选择能够表征作物长势的遥感监测指标。其次,为消除不同指标量纲的影响,对包含 n 个评估对象和 m 个指标的数据集进行归一化处理,具体公式为

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

式中 x'_{ij}——归一化后的无量纲指标值

x_{ij}——第 i 个待评价样本在第 j 个指标下的原始数据

$\max(x_i)$——所有样本在第 j 项指标下的最大值

$\min(x_i)$——所有样本在第 j 项指标下的最小值

随后，通过相应赋权方法确定不同指标在综合长势监测中的权重。最后，基于加权求和模型构建作物综合生长指数，具体公式为

$$C_{CGI}=\sum_{j=1}^{m} w_j x'_{ij} \tag{3}$$

式中　C_{CGI}——作物综合生长指数

w_j——各指标的权重

现阶段，赋权方法主要包括主观赋权、客观赋权及主客观组合赋权 3 类[19]。为有效规避人为先验偏好的干扰与不确定性，研究主要对具有代表性的客观赋权方法展开系统分析。基于客观赋权法的赋权原理，本研究选择了 4 种客观赋权代表性方法，包括变异系数法（Coefficient of variation，CV）、熵权法（Entropy weight method，EWM）、主成分分析（Principal component analysis，PCA）、基于标准去除效应方法（Method based on the removal effects of criteria，MEREC）。

（1）变异系数法

CV 法基于各长势监测指标在样本间或时序上的相对变异程度确定权重[14]。当某一长势监测指标在研究区域或监测时段内表现出较大的相对离散程度时，说明其对作物长势空间分异或动态变化具有较强表征能力，应在综合评价中赋予较高权重。CV 法主要优势在于具备天然的无量纲属性，这一特性使得该方法对不同长势监测指标差异具有较强的稳健性。

（2）熵权法

EWM 法源于香农对热力学熵的跨学科应用[25]。若长势监测指标在空间分布越趋向于无序或高离散状态，说明其携带的有效辨识信息越多，对应的信息熵越小，将被赋予更高的权重。因此，EWM 可依据各种长势监测指标产品本身所包含信息量自动确定权重。

（3）主成分分析法

PCA 法主要通过挖掘数据内部潜在联系为指标权重确立提供客观依据[18]。基于 PCA 确定指标权重后，可有效减弱指标间相关性带来的重复计算问题，提高作物长势综合评价结果的稳定性与代表性。PCA 首先对标准化指标的协方差矩阵（或相关系数矩阵）进行特征分解，提取其特征值及其对应的特征向量。在降维计算阶段，当累积方差贡献率达到 85% ~95% 之间时，保留前 k 个主成分，以确保提取的主成分能够涵盖原始数据绝大部分的信息量。为量化指标与主成分之间的关联程度，引入因子载荷 l_{jk}。最后，将指标 j 在各主成分特征向量中的贡献强度以其方差解释率为权重进行线性叠加，从而计算得到各评价指标的最终权重 w_j。

（4）基于标准去除效应方法

MEREC 是一种前沿的客观赋权方法[26]。由于作物长势综合评价通常涉及多个反映长势差异的信息维度，不同指标在综合评价中的必要性和不可替代程度并不相同。MEREC 方法通过指标剔除实验，量化某一长势监测指标缺失后对评价对象综合性能分数的扰动程度。

1.3.2.2　作物综合生长指数有效性分析

为探究 CCGI 在作物长势监测中适用性与有效性，本研究进一步分析了 CCGI 与作物地面实测单产之间的相关关系。其中，采用皮尔逊相关系数量化表征作物综合生长指数与单产之间的线性关联程度。此外，为评价 CCGI 在单产预测中的表现，采用随机森林回归模型（Random forest，RF）对 CCGI 与单产间关系进行拟合分析。实测单产数据集按照比例 7∶3 划分为训练集和验证集，模型参数采用默认设置，保证不同赋权方法回归拟合结果的可比性。

本研究选择 RF 主要在于该模型通过构建多个决策树并将它们的预测结果进行均值化处理，能够显著提高模型的泛化能力并有效防止过拟合。因此，RF 是估产领域中较为常用机器学习模型[27]。

1.3.2.3　基于作物综合生长指数的长势监测

为刻画区域尺度玉米长势的差异特征，本研究以各生育期玉米 CCGI 均值（μ）和标准差（σ）为统计依据，构建长势等级划分标准[15,28]。根据 CCGI 值相对于均值的偏离程度，将研究区玉米长势划分为较差、一般和良好 3 个等级，分别对应 $[0,\mu-1.25\sigma)$、$[\mu-1.25\sigma,\mu+1.25\sigma]$ 和 $(\mu+1.25\sigma,1]$。这种基于均值与标准差构成的差值划分方法，在区域及全球尺度的农情遥感动态监测中得到了广泛应用。在此基础上，结合地面长势调查数据对长势等级分类结果进行精度验证，从而比较不同赋权算法在玉米长势监测中的监测精度。

1.4　精度评价

农情遥感参数获取精度验证中，主要选择决定系数（R^2）、归一化均方根误差（nRMSE）和平均相对误差（MRE）等评价指标，主要用作评估模型的反演精度。作物长势监测精度验证中，主要选择总体准确率（Overall accuracy，OA）对作物长势监测精度进行评价。

2　结果与分析

2.1　农情参数反演结果与验证

图 3 展示了作物长势遥感监测指标的反演精度（图中 *** 表示在 $p<0.001$ 水平下极显著相关）。

总体来看,苗期各参数反演精度相对较低,但 LAI、FVC 和 CCC 的 nRMSE 均低于 10%,MRE 均小于 8%。拔节期后反演精度明显提升,其中 FVC 表现较优(nRMSE 为 6.93%,MRE 为 5.58%)。模型在抽雄期反演精度最高,其中 CCC 和 AGB 的 R^2 分别提升至 0.75 和 0.70。灌浆期各指标保持稳定,R^2 维持在 0.72 ~ 0.75 之间,nRMSE 在 5.02% ~ 8.47%之间。上述结果表明,本研究农情参数反演结果能够为后续作物综合长势监测提供可靠数据支撑。

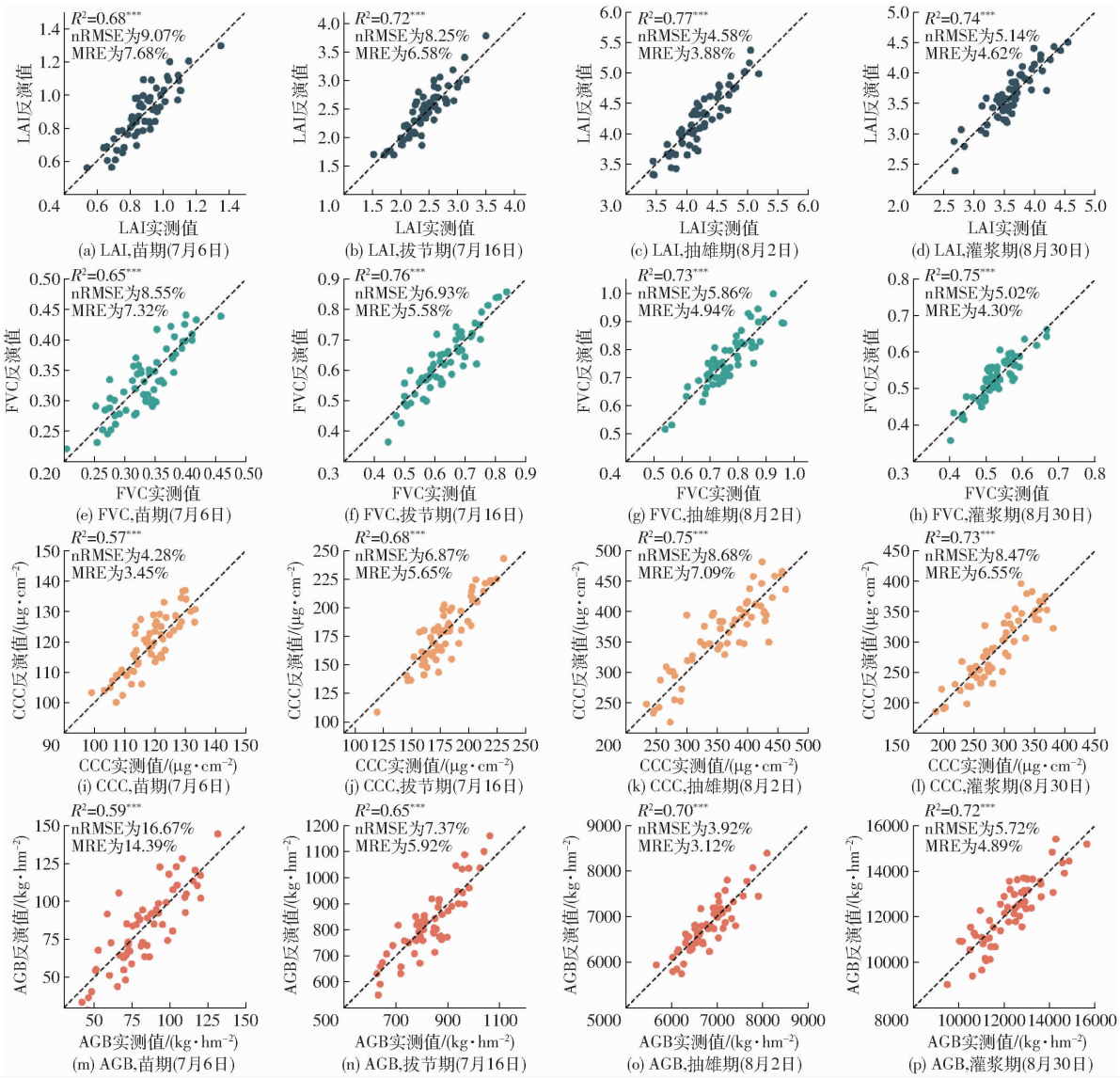

图 3 玉米关键生育期农情参数反演精度(2024 年)

Fig. 3 Retrieval accuracy of agronomic parameters at key growth stages of maize (2024)

2.2 不同赋权法的玉米作物综合生长指数结果分析

2.2.1 不同农情参数构建综合生长指数的动态权重分析

图 4 展示了利用不同赋权方法获得的关键生育期权重分配结果。总体来看,4 种方法所得权重存在差异,但各指标随生育进程的变化趋势基本一致。苗期和拔节期,LAI 在多数方法中权重较高,如 CV 法下分别为 0.42 和 0.40,EWM 法下为 0.34 和 0.28,MEREC 法下为 0.34 和 0.25。在抽雄期,FVC 在 CV 法和 EWM 法获得了权重较高,分别为 0.37 和 0.33,而 MEREC 法更突出 CCC 的贡献。至灌浆期,AGB 和 CCC 权重相对提高,其中 EWM 法下 AGB 权重为 0.32,MEREC 法下 CCC 权重为 0.31。此外,不同赋权方法对指标变化的响应程度也存在差异。整体来看,EWM 法与 MEREC 法在动态权重分配上具有较好一致性,能够兼顾不同指标的相对贡献,从而提高作物长势综合评价结果的可靠性与稳定性。而 CV 法对指标离散程度较敏感,权重波动较大,PCA 法权重分配相对均衡,但可能弱化关键指标贡献。

2.2.2 作物综合生长指数空间分布结果

基于不同客观赋权法构建的 CCGI 空间分布结

果如图 5 所示。在 4 种方法中，EWM 和 MEREC 法所得的 CCGI 在时空一致性上表现更优，其空间过渡更为连续自然。利用 CV 法获得的 CCGI 空间分布在总体趋势上与前两者较为接近，但局部斑块效应显著。相比之下，基于 PCA 法构建的 CCGI 在苗期低值区域范围较大，且空间过渡缺乏平滑性，因此对于玉米长势空间差异的表达能力相对较弱。

图 6 所示像元统计直方图从定量角度进一步验证了 CCGI 空间分布特征。总体看，随玉米生育期推进，各方法构建的 CCGI 比例分布曲线峰值均呈明显右移趋势。苗期和拔节期，由于冠层覆盖度和地上生物量较低，CCGI 主要集中于低值区间，且早期土壤背景干扰较强，使其对长势较差作物的区分能力受到一定限制。抽雄期为玉米旺盛生长期，CCGI 分布趋于近似正态，表明该阶段对长势差异最为敏感，有利于实现高精度动态监测。进入灌浆中期后，随着生物量接近最大值，LAI、FVC 和 CCC 等指标出现高值聚集，增加了 CCGI 区分良好与一般长势的难度。不同方法中，EWM、MEREC 和 CV 法直方图峰形较平滑、主峰清晰，说明其构建的 CCGI

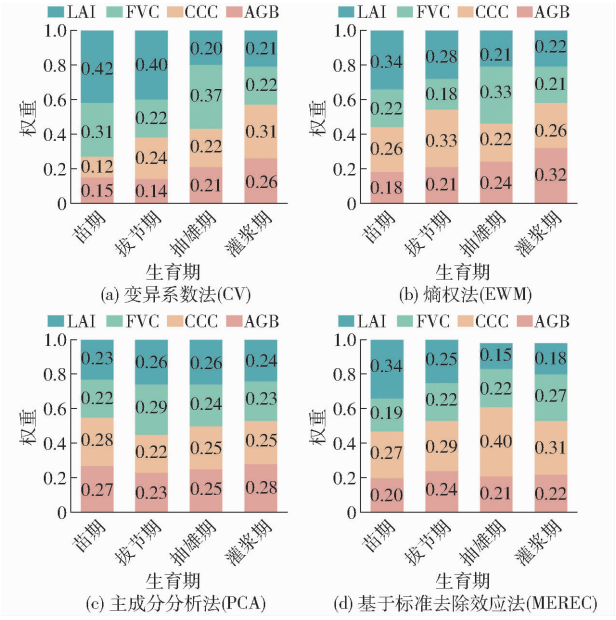

图 4　不同赋权法的衡水玉米关键生育期主要农情参数动态权重结果(2024 年)

Fig. 4　Comparison of weights assigned to maize agronomic parameters of Hengshui at key growth stages by using different weighting methods (2024)

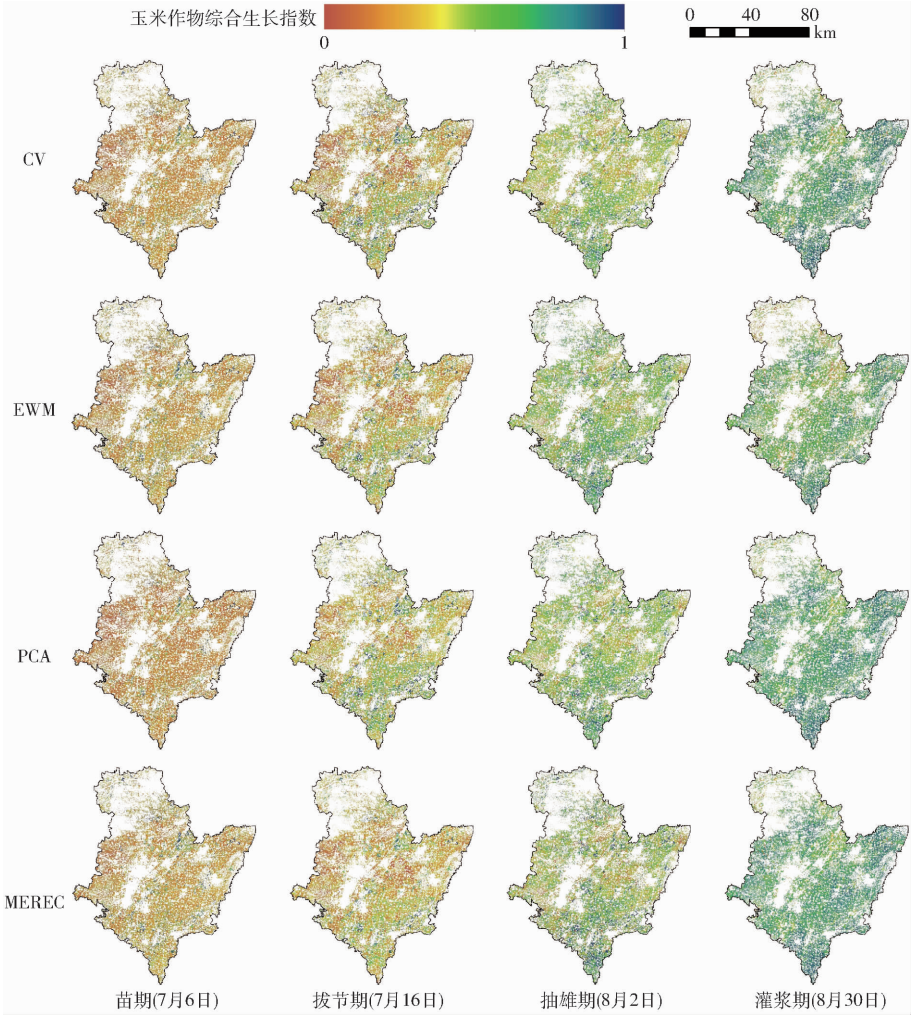

图 5　基于不同赋权方法构建衡水玉米作物综合生长指数的空间分布结果(2024 年)

Fig. 5　Spatial distribution of maize CCGI constructed by different weighting methods in Hengshui (2024)

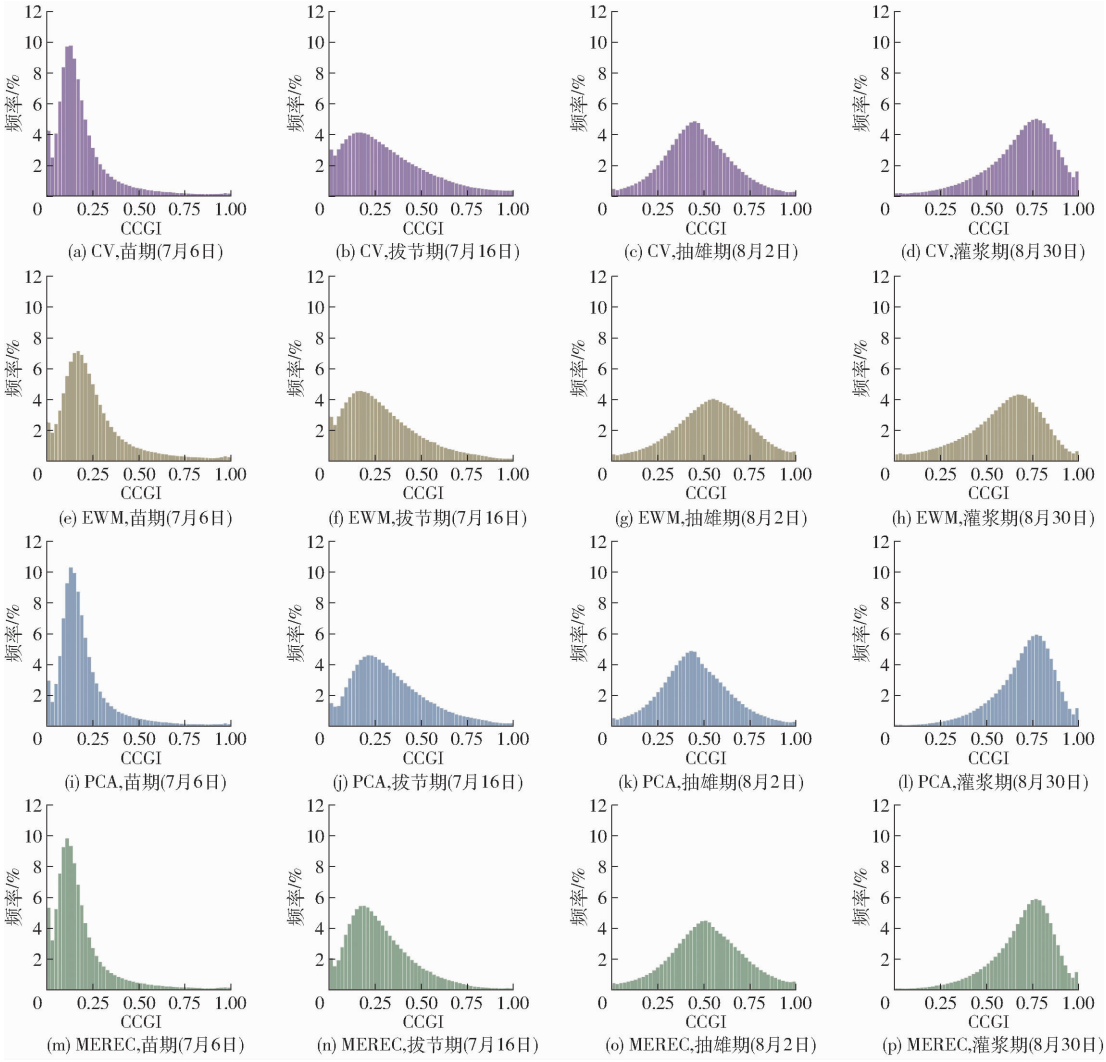

图 6 基于不同赋权方法构建衡水玉米作物综合生长指数的统计直方图(2024 年)

Fig. 6 Statistical histograms of maize CCGI constructed by different weighting methods in Hengshui (2024)

空间变化更稳定且具有较好区分度;而 PCA 法在苗期表现出明显低值集中,对 CCGI 空间连续变化的刻画能力相对不足。总体而言,CCGI 像元比例统计结果与空间分布特征相互印证,表明赋权方法会影响 CCGI 的空间连续性及分布特征。

2.3 不同赋权法的玉米综合生长指数有效性分析

图 7a 展示了不同赋权方法下玉米各生育期 CCGI 与单产间相关关系。总体来看,随生育进程推进,CCGI 与单产的相关性逐渐增强。苗期各方法相关性相对较低,其中 CV 法最高(r = 0.538),其余方法约为 0.50。拔节期后,不同方法表现出现差异,EWM 法相关性提升至 0.634,明显高于 PCA 法(r = 0.569)。至抽雄期和灌浆期,CCGI 与单产相关性进一步增强,尤其是 EWM 法和 MEREC 法构建指数的相关系数达到 0.72 ~ 0.74,表明其对单产差异具有较好的表征能力。图 7b 展示了不同赋权方法构建的 CCGI 在单产预测中的性能状况(图中 *** 表示在 p < 0.001 水平下极显著相关)。结果显示,不同方法的单产预测效果存在一定差异。EWM 法和 MEREC 法表现较优,R^2 分别为 0.75 和 0.76,nRMSE 分别为 7.69% 和 7.59%。CV 法预测性能次之,R^2 为 0.72,nRMSE 为 8.14%,整体表现较稳定。但 PCA 法效果相对较弱,R^2 为 0.69,nRMSE 为 8.62%。可见,EWM 法和 MEREC 法在构建 CCGI 中有效性更高,能够更有效地响应单产变化。

2.4 不同赋权法玉米综合生长指数的长势监测与精度分析

图 8 展示了不同赋权方法构建 CCGI 的玉米长势监测精度。总体来看,EWM 法整体表现最优,略高于 MEREC 法,且二者均优于 CV 法和 PCA 法。与地面长势数据对比表明,4 个关键生育期最高监测精度分别为 86.67%、91.67%、96.67% 和 93.33%,平均最高精度达 92.09%。其中,EWM 法在苗期、拔节期、抽雄期和灌浆期的 OA 分别为 86.67%、91.67%、95.00% 和 93.33%,平均 OA 为 91.67%,表现出较高且稳定的监测能力。分生育期

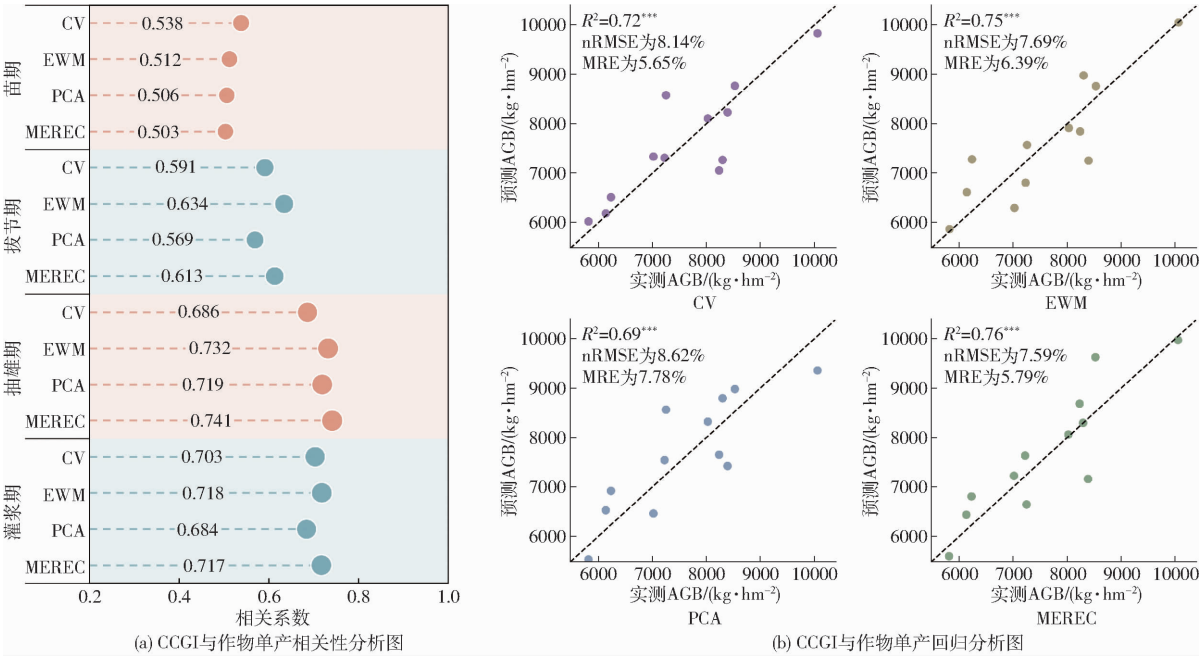

图 7　基于不同赋权方法构建的玉米作物综合生长指数有效性分析图

Fig. 7　Effectiveness analysis of maize CCGI constructed by different weighting methods

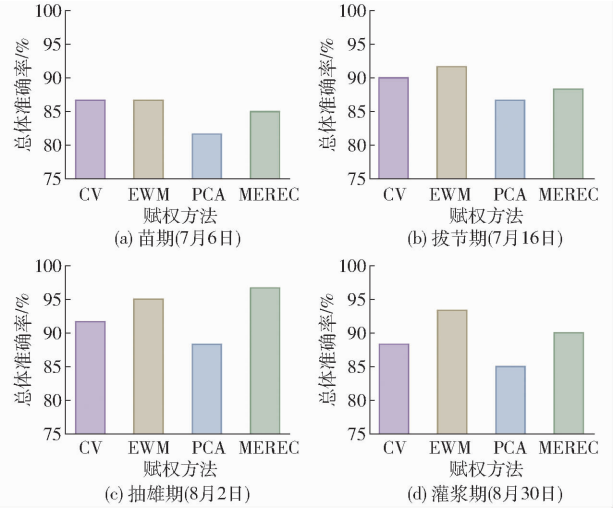

图 8　基于不同赋权方法的衡水地区玉米作物综合长势监测精度比较(2024 年)

Fig. 8　Comparison of crop comprehensive conditions monitoring accuracy of Hengshui by using different weighting methods (2024)

来看,苗期各方法差异较小,CV 法与 EWM 法均达到最高精度 86.67%;拔节期后,EWM 法 OA 提升至 91.67%;抽雄期各方法精度整体较高,其中,MEREC 法最高(96.67%);灌浆期则以 EWM 法表现最佳(93.33%)。相比之下,PCA 法在各生育期精度相对偏低,尤其在抽雄期和灌浆期 OA 仅为 85.00% ~88.33%,说明该方法构建的 CCGI 对长势差异的表征能力有限。

图 9 展示了不同赋权方法构建 CCGI 得到的 2024 年各生育期玉米长势空间分布结果。总体来看,研究区玉米长势以一般和良好为主,长势较差区域范围较小,主要零星分布于中部和西部;长势较好区域则集中在东部、东南部及南部部分区域。此外,利用不同赋权方法的长势监测结果总体一致,但在细节上有所差别。其中,EWM 法和 MEREC 法空间一致性较好,对不同长势等级的辨识度较高。利用 CV 法获得的长势监测结果与 EWM 法和 MEREC 法较接近,但局部等级划分略显分散。PCA 法对部分长势良好和较差区域的识别敏感性不足,易弱化局部长势差异。

3　讨论

(1)本研究的特点和优势

以往研究中,大多采用 MODIS 等卫星数据获取单一遥感指标开展作物长势监测,监测精度一般在 80% ~90%[29-32],这在一定程度上限制了作物长势监测精度进一步提升。本研究以 Sentinel-2 为主要数据源,探索了基于不同赋权方法构建多个作物遥感指标整合的作物综合生长指数,在此基础上开展作物综合长势监测精度比较研究。结果表明,基于 EWM、MEREC、CV 和 PCA 等不同赋权方法的玉米苗期、拔节期、抽雄期、灌浆期的综合长势监测,最高精度在 86.67% ~96.67% 之间,主要生育期平均最高精度达到 92.09%,表现突出的 EWM 法平均 OA 可达 91.67%,这对优化作物综合生长指数构建和提升大范围遥感长势监测精度具有重要参考价值。

(2)不同赋权方法的适用性

研究表明,在综合长势监测精度验证与 CCGI



图 9 基于不同赋权方法构建作物综合生长指数的衡水玉米长势监测结果(2024 年)

Fig. 9 Maize growth conditions monitoring results of Hengshui based on CCGI constructed by different weighting methods (2024)

有效性分析结果中,EWM 法与 MEREC 法表现出更优的适用性。相比之下,CV 法虽在特定时期表现尚可,但其稳定性欠佳。PCA 法侧重于解释总体方差,导致其构建的 CCGI 对长势细节差异及单产波动的敏感性减弱。尽管 PCA 能够通过降维消除多个指标间的共线性冗余,但其权重结果主要服务于最大化数据变异[33-34]。当指标间存在较强相关性时,指标获得的权重结果过于均衡,可能导致赋权结果未必能与作物生理发育过程及单产形成一致,进而影响 CCGI 指数对作物长势监测的效果。

(3)本研究的应用前景

本研究开展的基于不同赋权方法构建作物综合生长指数玉米长势遥感监测方法,不仅克服了传统单一遥感指标信息局限、长势监测模型稳定性不足等瓶颈,还探索了不同赋权方法在作物长势监测中的适用性。本研究获取的高精度作物综合长势信息不仅可用于准确掌握作物生长动态,而且对农业管理宏观调控和农业指导精准施策具有重要应用价值。此外,构建的 CCGI 对提高大范围作物单产遥感估测精度和水平也具有重要应用价值。

4 结论

(1)重点分析了不同赋权方法构建 CCGI 时的权重分配特征及算法求解稳定性。其中,EWM 法与 MEREC 法均能较好兼顾不同农情指标对玉米长势监测的相对贡献,权重分配结果更符合多源农情参数的综合表征需求。相比之下,CV 法易受指标离散程度及局部异常波动影响,权重稳定性不足;PCA 法权重分配相对均衡,但对关键农情参数贡献差异的识别能力有限。

(2)本研究采用皮尔逊相关系数和 RF 回归方法,利用 CCGI 对玉米单产的拟合与表征能力分析了玉米作物综合生长指数的有效性。结果表明,EWM 和 MEREC 法构建玉米 CCGI 对单产变化具有

更敏锐的响应能力，两种方法不仅在抽雄期、灌浆期关键生育期与单产保持较高相关性，相关系数在 0.72～0.74 之间，而且在 RF 单产预测模型中表现出更强的解释能力（R^2 大于 0.75）和较低的预测误差（nRMSE 小于 7.7%），其综合预测性能优于 CV 法和 PCA 法。

（3）在对不同赋权方法的区域玉米综合长势监测结果进行精度验证基础上，完成了 EWM、MEREC、CV、PCA 共 4 种赋权方法的筛选和评价。结果表明，玉米苗期、拔节期、抽雄期和灌浆期的综合长势监测最高精度分别为 86.67%、91.67%、96.67% 和 93.33%，主要生育期平均最高精度达到 92.09%。其中，基于 EWM、MEREC、CV、PCA 赋权方法构建的 CCGI 在苗期、拔节期、抽雄期和灌浆期的区域玉米长势监测中平均 OA 分别为 91.67%、90.00%、89.17% 和 85.42%。另外，EWM 法在玉米苗期、拔节期、抽雄期和灌浆期主要生育期内均保持较高且稳定的监测精度，OA 分别为 86.67%、91.67%、95.00% 和 93.33%，主要生育期平均 OA 达到 91.67%；MEREC 法在部分关键生育阶段表现突出，抽雄期 OA 可达到 96.67%。相比之下，CV 法和 PCA 法在不同生育期对玉米长势的表征能力相对有限，监测精度均略低于 EWM 和 MEREC。综合看，基于 EWM 法构建的 CCGI 在长势监测适用性中综合表现最优，可为大范围玉米综合长势监测提供可靠的数据支撑。

参 考 文 献

[1] Lin Z, Zhong R, Xiong X, et al. Large-scale rice mapping using multi-task spatiotemporal deep learning and Sentinel－1 SAR time series[J]. Remote Sensing, 2022, 14(3): 699.

[2] 王鹏新，田惠仁，张悦，等. 基于深度学习的作物长势监测和产量估测研究进展[J]. 农业机械学报，2022，53(2)：1－14.
Wang Pengxin, Tian Huiren, Zhang Yue, et al. Crop growth monitoring and yield estimation based on deep learning: state of the art and beyond[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(2): 1－14. (in Chinese)

[3] Wu B, Zhang M, Zeng H, et al. Challenges and opportunities in remote sensing-based crop monitoring: a review[J]. National Science Review, 2023, 10(4): nwac290.

[4] Wang L, Wang P, Liang S, et al. Monitoring maize growth on the North China Plain using a hybrid genetic algorithm-based back-propagation neural network model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 170: 105238.

[5] 陈怀亮，李颖，张红卫. 农作物长势遥感监测业务化应用与研究进展[J]. 气象与环境科学，2015，38(1)：95－102.
Chen Huailiang, Li Ying, Zhang Hongwei. Operational application and research review of crop growth monitoring with remote sensing[J]. Meteorological and Environmental Sciences, 2015, 38(1): 95－102. (in Chinese)

[6] Shammi S A, Meng Q. Use time series NDVI and EVI to develop dynamic crop growth metrics for yield modeling[J]. Ecological Indicators, 2021, 121: 107124.

[7] Banerjee V, Krishnan P, Das B, et al. Crop status index as an indicator of wheat crop growth condition under abiotic stress situations[J]. Field Crops Research, 2015, 181: 16－31.

[8] 李新峰，杜纪龙，何岩峰，等. 基于遥感数据的河南省冬小麦综合长势监测评价[J]. 南方农业，2025，19(7)：9－18.
Li Xinfeng, Du Jilong, He Yanfeng, et al. Comprehensive growth conditions monitoring and assessment of winter wheat in Henan Province based on remote sensing[J]. South China Agriculture, 2025, 19(7): 9－18. (in Chinese)

[9] 承达瑜，何伟德，付春晓，等. 融合无人机光谱信息与纹理特征的冬小麦综合长势监测[J]. 农业机械学报，2024，55(9)：249－261.
Cheng Dayu, He Weide, Fu Chunxiao, et al. Comprehensive growth monitoring of winter wheat by integrating UAV spectral information and texture features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(9): 249－261. (in Chinese)

[10] Wang H, Yao Q, Zhang Z, et al. Comprehensive growth monitoring index using Sentinel－2A data for large-scale cotton production[J]. Field Crops Research, 2024, 317: 109525.

[11] 李孟源，张立杰，安家灏，等. 基于多源信息融合与集成学习的玉米长势监测方法[J]. 河北农业大学学报，2026，49(1)：86－93.
Li Mengyuan, Zhang Lijie, An Jiahao, et al. A maize growth monitoring approach via multi-source information fusion and ensemble learning[J]. Journal of Hebei Agricultural University, 2026, 49(1): 86－93. (in Chinese)

[12] Yang T, Zhao J, Hong M, et al. UAV-based remote sensing monitoring of maize growth using comprehensive indices[J]. IEEE Access, 2025, 13: 30395－30405.

[13] 赵经华，马世骄，房城泰. 基于熵权-模糊综合评价法的无人机多光谱春玉米长势监测模型研究[J]. 农业机械学报，2024，55(8)：214－224.
Zhao Jinghua, Ma Shijiao, Fang Chengtai. Growth monitoring of spring maize using UAV multispectral imaging based on entropy weight－fuzzy comprehensive evaluation method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(8): 214－224. (in Chinese)

[14] Tang Y, Zhou Y, Cheng M, et al. Comprehensive growth index (CGI): a comprehensive indicator from UAV-observed data

for winter wheat growth status monitoring[J]. Agronomy, 2023, 13(12): 2883.
[15] Sun Q, Chen L, Zhang B, et al. Evaluation of growth recovery grade in lodging maize via UAV-based hyperspectral images [J]. Journal of Remote Sensing, 2024, 4: 0253.
[16] Greco S, Ishizaka A, Tasiou M, et al. On the methodological framework of composite indices: a review of the issues of weighting, aggregation, and robustness[J]. Social Indicators Research, 2019, 141(1): 61 - 94.
[17] 王洪明,李茂桐,崔兆韵. 基于 GIS 技术的玉米作物种植区主要气象灾害风险评估模型构建[J]. 现代电子技术,2023, 46(19):107 - 110.
Wang Hongming, Li Maotong, Cui Zhaoyun. Construction of GIS-based risk assessment model for major meteorological disasters in corn crop planting areas[J]. Modern Electronics Technique, 2023, 46(19): 107 - 110. (in Chinese)
[18] 柳燕兰,雷康宁,马明生,等. 基于主成分分析评价不同轮作模式对旱作区新垦梯田土壤肥力的影响[J]. 土壤通报, 2026,57(1):37 - 47.
Liu Yanlan, Lei Kangning, Ma Mingsheng, et al. Effects of different rotation patterns on soil fertility in newly cultivated terraced fields based on principal component analysis[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2026, 57(1): 37 - 47. (in Chinese)
[19] 刘秋艳,吴新年. 多要素评价中指标权重的确定方法评述[J]. 知识管理论坛,2017,2(6):500 - 510.
Liu Qiuyan, Wu Xinnian. Review on the weighting methods of indexes in the multi-factor evaluation[J]. Knowledge Management Forum, 2017, 2(6): 500 - 510. (in Chinese)
[20] 王蕾,王鹏新,李俐,等. 河北省中部平原玉米长势遥感综合监测[J]. 资源科学,2018,40(10):2099 - 2109.
Wang Lei, Wang Pengxin, Li Li, et al. Integrated maize growth monitoring based on gray correlation analysis and remote sense data in the central plain of Hebei Province[J]. Resources Science, 2018, 40(10): 2099 - 2109. (in Chinese)
[21] Zhang D, Mansaray L R, Jin H, et al. A universal estimation model of fractional vegetation cover for different crops based on time series digital photographs[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 151: 93 - 103.
[22] 李卓琳,袁金国,杨紫妍,等. 基于 PROSAIL 模型和 Sentinel - 2A 影像的夏玉米叶绿素含量反演比较研究[J]. 遥感技术与应用,2025,40(3):621 - 635.
Li Zhuolin, Yuan Jinguo, Yang Ziyan, et al. Comparative study on chlorophyll content inversion of summer maize based on PROSAIL model and Sentinel - 2A image[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2025, 40(3): 621 - 635. (in Chinese)
[23] 国家气象局. 农业气象观测规范[M]. 北京:中国气象出版社, 1993.
[24] 徐晋. 基于 HJ - 1A/1B 数据的玉米长势监测与成熟期预测研究[D]. 北京:中国科学院大学,2015.
Xu Jin. Study on growth monitoring and mature date prediction of maize with HJ - 1A/1B data[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2015. (in Chinese)
[25] Wu J, Li P, Qian H, et al. On the sensitivity of entropy weight to sample statistics in assessing water quality: statistical analysis based on large stochastic samples[J]. Environmental Earth Sciences, 2015, 74: 2185 - 2195.
[26] Keshavarz-ghorabaee M, Amiri M, Zavadskas E, et al. Determination of objective weights using a new method based on the removal effects of criteria (MEREC)[J]. Symmetry, 2021, 13(4): 525.
[27] Belgiu M, Drăguţ L. Random forest in remote sensing: a review of applications and future possibilities[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 114: 24 - 31.
[28] Anyamba A, Tucker C J. Analysis of Sahelian vegetation dynamics using NOAA - AVHRR NDVI data from 1981—2003[J]. Journal of Arid Environments, 2005, 63(3): 596 - 614.
[29] 毛鹏飞. 基于多遥感参数的冬小麦长势综合监测指标研究[D]. 郑州:河南大学,2011.
Mao Pengfei. Research to growth monitoring indicators of winter wheat based on remote sensing[D]. Zhengzhou: Henan University, 2011. (in Chinese)
[30] 李卫国,李正金,杨澄. 基于 CBERS 遥感的冬小麦长势分级监测[J]. 中国农业科技导报,2010,12(3):79 - 83.
Li Weiguo, Li Zhengjin, Yang Cheng. Grading monitoring of winter wheat growth condition by CBERS satellite image[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2010, 12(3): 79 - 83. (in Chinese)
[31] 董嘉伟. 基于中高分遥感的作物种类识别及长势监测技术应用研究[D]. 石河子:石河子大学,2020.
Dong Jiawei. Crop identification and growth monitoring using medium and high resolution remote sensing images[D]. Shihezi: Shihezi University, 2020. (in Chinese)
[32] 刘昕哲,武璐,陈李金,等. 基于半经验半机理建模的冬小麦 LAI 反演及长势评估[J]. 农业工程学报,2024,40(1):162 - 170.
Liu Xinzhe, Wu Lu, Chen Lijin, et al. Inversion and growth evaluation of winter wheat using semi-empirical and semi-mechanistic modeling[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(1): 162 - 170. (in Chinese)
[33] 王鹏新,陈弛,张树誉,等. 基于 LAI 和 VTCI 及 Copula 函数的冬小麦单产估测[J]. 农业机械学报,2021,52(10):255 - 263.
Wang Pengxin, Chen Chi, Zhang Shuyu, et al. Winter wheat yield estimation based on Copula function and remotely sensed LAI and VTCI[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(10): 255 - 263. (in Chinese)
[34] Becker W, Saisana M, Paruolo P, et al. Weights and importance in composite indicators: closing the gap [J]. Ecological Indicators, 2017, 80: 12 - 22.