

刘新侠, 杨鑫宇, 付春晓, 等. 基于无人机多光谱估算冬小麦作物系数[J]. 江苏农业学报, 2025, 41(6): 1169-1178.

doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2025.06.013

基于无人机多光谱估算冬小麦作物系数

刘新侠^{1,2}, 杨鑫宇^{1,2}, 付春晓¹, 承达瑜³, 于锐^{1,2}

(1. 河北工程大学水利水电学院, 河北 邯郸 056038; 2. 河北省智慧水利重点实验室, 河北 邯郸 056038; 3. 河北工程大学矿业与测绘工程学院, 河北 邯郸 056038)

摘要: 作物系数(K_c)是用于衡量植物对水分需求的一个重要参数, 高效、及时地获取 K_c 对优化灌溉管理, 提升农业用水效率具有重要意义。本研究以冬小麦为研究对象, 利用联合国粮食及农业组织(FAO)推荐的双作物系数法, 并结合观测得到的冬小麦长势参数(株高、叶面积指数), 进行冬小麦作物系数的估算; 同时利用无人机遥感获取多光谱的冬小麦影像, 分析不同时期(拔节期、抽穗期和开花期)8种常用植被指数(归一化植被指数、重归一化植被指数、土壤调节植被指数、转化叶绿素吸收反射指数、增强型植被指数、绿色归一化植被指数、比值植被指数、差值植被指数)与FAO推荐方法得到的作物系数的相关性; 根据决定系数(R^2)选取适宜的植被指数建立作物系数估算模型, 并与FAO推荐方法估算的作物系数进行比较。结果表明, 拔节期至开花期, 归一化植被指数(NDVI)、重归一化植被指数(RDVI)、土壤调节植被指数(SAVI)和转化叶绿素吸收反射指数(TCARI)等4种植被指数与 K_c 的相关性较好。基于TCARI/RDVI建立的冬小麦作物系数估算模型精度更高, 拔节期、抽穗期和开花期估算模型的均方根差(RMSE)分别为0.14、0.12和0.15, 拔节期、抽穗期和开花期的模型性能系数(EF)分别为0.66、0.88和0.71。利用估算模型生成的作物系数分布图可为冬小麦的合理灌溉提供科学依据。

关键词: 冬小麦; 无人机; 多光谱; 作物系数; 植被指数

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2025)06-1169-10

Crop coefficient estimation of winter wheat based on unmanned aerial vehicle (UAV) multispectral data

LIU Xinxia^{1,2}, YANG Xinyu^{1,2}, FU Chunxiao¹, CHENG Dayu³, YU Rui^{1,2}

(1. School of Water Conservancy and Hydroelectric Power, Hebei University of Engineering, Handan 056038, China; 2. Hebei Key Laboratory of Intelligent Water Conservancy, Handan 056038, China; 3. School of Mining and Geomatics Engineering, Hebei University of Engineering, Handan 056038, China)

Abstract: Crop coefficient (K_c) is a critical parameter for quantifying crop water requirements, and its efficient and timely acquisition is essential for optimizing irrigation management and improving agricultural water use efficiency. In this study, winter wheat was taken as the research object, and the crop coefficient of winter wheat was estimated by using the dual crop coefficient approach recommended by the Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), combined with the observed winter wheat growth parameters (plant height, leaf area index). The correlation between eight common vegetation indices (normalized difference vegetation index, renormalized difference vegetation index, soil-adjusted vegetation index, transformed chlorophyll absorption in reflectance index, enhanced vegetation index, green normalized difference vegetation index, ratio vegetation index, difference vegetation index) and K_c derived from FAO-recommended methods was analyzed at different growth stages (jointing, heading, and flowering periods) using multispectral imagery acquired through unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing. According to the coefficient of determination (R^2), the appropriate vegetation index was

收稿日期: 2024-07-29

基金项目: 河北省重大科技成果转化专项(22287401Z); 国家自然科学基金项目(42071246)

作者简介: 刘新侠(1978-), 女, 河北沧州人, 博士, 教授, 研究方向为水资源规划与管理。(E-mail) 55962967@qq.com

通讯作者: 付春晓, (E-mail) chunxiao999999@163.com

tion index, difference vegetation index) and K_c derived from FAO-recommended methods was analyzed at different growth stages (jointing, heading, and flowering periods) using multispectral imagery acquired through unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing. According to the coefficient of determination (R^2), the appropriate vegetation index was

selected to establish the crop coefficient estimation model. Crop coefficient values estimated by the model were compared with those obtained by the FAO-recommended algorithm. The results showed that the normalized difference vegetation index (*NDVI*), renormalized difference vegetation index (*RDVI*), soil-adjusted vegetation index (*SAVI*) and transformed chlorophyll absorption in reflectance index (*TCARI*) had a good correlation with K_c during jointing stage to flowering stage. The crop coefficient estimation model of winter wheat based on *TCARI/RDVI* was more accurate. The root mean square errors (*RMSE*) at jointing stage, heading stage and flowering stage were 0.14, 0.12 and 0.15, respectively. The model efficiency coefficients (*EF*) at jointing stage, heading stage and flowering stage were 0.66, 0.88 and 0.71, respectively. The crop coefficient distribution map generated by this model can provide a scientific basis for reasonable irrigation of winter wheat.

Key words: winter wheat; unmanned aerial vehicle (UAV); multispectral; crop coefficient; vegetation index

作物蒸散量(*ET*)包括土壤蒸发和植被蒸腾,是农田水分消耗的重要途径,亦是制定合理灌溉制度的基础^[1-2]。农田作物蒸散量的测定通常利用蒸渗仪进行,但由于其价格较高,生产中常用土壤水量平衡法和 Penman-Monteith (PM) 模型等进行作物蒸散量的估算^[3]。PM 模型以能量平衡为基础,综合考虑了影响作物蒸腾和土壤蒸发的诸多要素^[4],但 PM 模型计算量大,联合国粮食及农业组织(FAO)建议采用参考作物蒸散量(ET_0)和作物系数(K_c)对作物蒸散量进行估算^[5]。FAO-56 双作物系数法是一种比较简便和常用的作物系数估算方法^[6-8]。常规的作物系数估算需要对作物生长状况和土壤水分条件进行一系列测定才能实现,这给区域尺度作物系数的估算带来了难度。由于作物系数与冠层植被覆盖度息息相关,这给利用遥感手段进行作物系数的估算提供了可能^[9-11]。Gontia 等^[12]采用卫星遥感技术,以印度西孟加拉邦为研究区,分析了归一化植被指数(*NDVI*)和土壤调节植被指数(*SAVI*)与冬小麦生长季逐月作物系数的相关性。Kamble 等^[13]利用 MODIS 卫星数据,分析了美国大平原地区的 *NDVI* 与作物系数的关系,并将其用于作物蒸散量的估算。Mokhtari 等^[14]基于 Landsat 7 和 MODIS 数据及地表植物叶面积指数(*LAI*)观测资料,反演了伊朗各农作物的作物系数。De Jesus Marcial-Pablo 等^[15]的研究结果表明,去除地物背景后的无人机影像能较精确地估算玉米作物系数。

目前,利用卫星遥感数据反演农田作物系数已取得较多成果,但卫星遥感数据的观测频次和分辨率均无法完全满足生产需求。因此,近年来基于成本低廉、机动灵活、时效性强、时空分辨率高等无人机遥感在农业生产中的应用得到了开展^[16-17]。张瑜^[18]基于无人机多光谱遥感数据与地面观测数据,建立了机地协同的玉米作物系数估算方法。韩文霆等^[19]利用无人机多光谱遥感数据,建立了干旱胁迫

条件下基于植被指数的玉米不同生育期作物系数估算模型。目前,利用无人机遥感估测冬小麦作物系数的研究还相对较少。鉴于此,本研究拟基于无人机多光谱影像和实测小麦长势数据,采用经气象、覆盖度修正的双作物系数法对拔节期至成熟期的冬小麦作物系数进行估算,旨在为水资源的利用和管理提供依据,促进中国智慧农业的发展。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

冬小麦试验田位于邯郸市邱县古城营镇东杜林疃村(116°05'E, 36°53'N, 海拔 17.94 m)。整个试验区(图 1)由水泥道路分隔为北区和南区,北区与南区农田面积均约为 0.29 km²。试验区位于温带大陆性季风气候区,年平均日照时间为 2 539.2 h,年平均降雨量为 524.6 mm,年平均气温为 13.0 °C,试验区种植制度为冬小麦和夏玉米轮作。试验于 2022 年 11 月-2023 年 6 月进行。11 月 3 日进行冬小麦播种,播种方式为撒播,2023 年 6 月 14 日收获。灌溉方式为沟灌,在冬小麦返青期和拔节期进行 2 次灌溉,水分供应充足。按当地常规生产进行肥料管理。试验期间的平均气温为 9.5 °C、平均风速为 2.1 m/s、平均相对湿度为 60.0%、降雨量为 141.5 mm。

1.2 数据来源

1.2.1 无人机影像获取 2023 年 4 月 16 日(拔节期)、4 月 30 日(抽穗期)和 5 月 7 日(开花期)正午前后(11:00-13:00)利用搭载 MS600 PRO 多光谱相机(深圳翔农创新科技有限公司产品)的大疆 M300RTK 无人机(深圳大疆创新科技有限公司产品)进行多光谱遥感影像获取。多光谱相机有 6 个波段(B1~B6),各波段参数见表 1。无人机起飞前进行白板校正,飞行速度为 5.6 m/s,飞行高度为 150 m,航向和旁向重叠率分别为 80%和 70%。

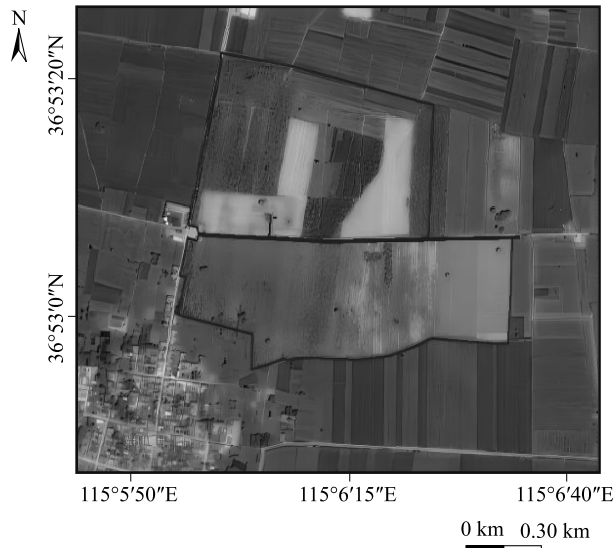


图1 研究区概况

Fig.1 Overview of the study area

表1 MS600 PRO 多光谱相机的波段信息

Table 1 Band information of MS600 PRO multi-spectral camera

波段号	波段名称	带宽 (nm)	中心波长 (nm)	白板反射率
B1	Blue	35	450	0.64
B2	Green	25	555	0.62
B3	Red	20	660	0.61
B4	Red edge	10	720	0.61
B5	Red edge750	15	750	0.61
B6	Near IR	35	840	0.57

将获取的无人机多光谱影像,运用 YsenseRef 软件完成辐射定标,采用 PIX4d 软件对定标好的图像进行拼接,得到 6 个单波段影像。使用 ENVI 5.3 软件对这 6 个单波段影像分别进行波段运算和图像增强,改善图像可视化效果,以便更好地分析。

1.2.2 地面实测数据获取 根据地形条件,采用均匀布点的原则,在研究区域中选取 41 个采样点(图 2)。在冬小麦拔节期(4 月 16 日)、抽穗期(4 月 30 日)和开花期(5 月 7 日),每个采样点内随机选取 5 株小麦,进行小麦株高和叶面积测量(图 3)及 1 m² 内茎蘖数的计数。

1.2.2.1 冬小麦株高测定 使用卷尺测量小麦植株高度。对未抽穗小麦,株高为地面至主茎茎尖的长度;对抽穗小麦,株高为地面至主茎穗尖的长度。

1.2.2.2 冬小麦叶面积指数估算 测定 5 株取样小麦每张绿叶的长度与最大宽度,利用公式(1)进行采样点叶面积指数的计算^[20]:

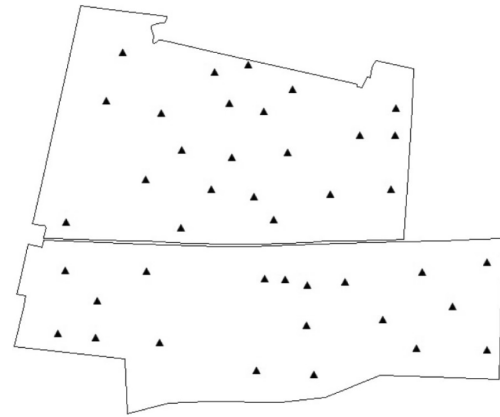


图2 采样点分布

Fig.2 Distribution of sampling points



图3 株高和叶面积指数测量

Fig.3 Measurement of plant height and leaf area index

$$LAI = 0.83\rho \frac{\sum_{t=1}^m \sum_{j=1}^{n_t} (L_{tj} \times B_{tj})}{10\ 000\ M} \quad (1)$$

式中, LAI 为采样点的叶面积指数, L_{tj} 为第 t 株第 j 叶片的长度(cm), B_{tj} 为第 t 株第 j 叶片的最大宽度(cm), m 为取样株数($m=5$), n_t 为第 t 株的总绿叶片数, ρ 为 1 m² 内冬小麦茎蘖数, M 为取样 5 株的累计茎蘖数,10 000 为单位换算系数。

1.2.3 气象数据获取 从中国气象资料网(<http://data.cma.cn/>)下载 2023 年 1-6 月河北省邯郸市邱县冬小麦生长期的气象资料,包含日降水量、温度、风速等。

1.3 植被指数计算方法

植被指数是衡量地表植被状况的指标。其中,归一化植被指数($NDVI$)能较好地表征植被的生理生态特征,比值植被指数(RVI)能较好地表征植被

覆盖度、生物量和生长状态,土壤调节植被指数(SAVI)能有效抑制土壤背景的干扰,增强型植被指数(EVI)能有效克服植被指标的饱和度,绿色归一化植被指数(GNDVI)能较好地表征植被冠层颜色,差值植被指数(DVI)能较好地表征植被覆盖度的变化,重归一化植被指数(RDVI)能减少高植被覆盖时的饱和问题,并提高低植被覆盖时的敏感性,转化叶绿素吸收反射指数(TCARI)主要用于叶绿素含量监测、植被冠层光合作用效率和胁迫状态评估。本研究利用上述植被指数来表征植被状况,并进行作物系数的反演,其算法见公式(2)~公式(8)^[16,21-26]:

$$RVI = \frac{NIR}{Red} \quad (2)$$

$$DVI = NIR - Red \quad (3)$$

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (4)$$

$$GNDVI = \frac{NIR - Green}{NIR + Green} \quad (5)$$

$$RDVI = \frac{NIR - Red}{\sqrt{NIR + Red}} \quad (6)$$

$$EVI = \frac{2.5(NIR - Red)}{NIR + 6Red - 7.5Blue + 1} \quad (7)$$

$$SAVI = \frac{(1+L)(NIR - Red)}{NIR + Red + L} \quad (8)$$

$$TCARI = 3[(Rededge - Red) - 0.2(Rededge - Greeb) \times (Rededge/Red)] \quad (9)$$

式中,Green、Red、Rededge、NIR为绿光、红光、红边、近红外等波段的反射率,分别对应B2波段、B3波段、B4波段和B6波段。L为土壤调节系数,取值为0.5。

1.4 作物系数的估算方法

1.4.1 FAO推荐的作物系数估算方法 根据FAO-56双作物系数法,在标准状态下,冬小麦播种期、抽穗期和成熟期的基础作物系数($K_{cb,tab}$)分别为0.15、1.10、0.30^[6]。在此基础上,可得冬小麦整个生育期逐日的标准状况基础作物系数($K_{cb,tab}$)。然后,结合气象条件、冬小麦株高、LAI、水分胁迫等参数进行 $K_{cb,tab}$ 的修正,得到实际的冬小麦作物系数。具体算法见公式(10)~公式(16)^[5,17]:

$$K_{cb,a} = K_{c,min} + (K_{cb,adjust} - K_{c,min}) [1 - \exp(-0.7LAI)] \quad (10)$$

$$K_{cb,adjust} = K_{cb,tab} + \left(\frac{h}{3}\right)^{0.3} [0.04(u_2 - 2) - 0.004(R_{H,min} - 45)] \quad (11)$$

$$K_e = K_r \times (K_{c,max} - K_{cb}) \leq f_{ew} \times K_{c,max} \quad (12)$$

$$K_{c,max} = \max\left(\left\{1.2 + [0.04(u_2 - 2) - 0.004(RH_{min} - 45)] \left(\frac{h}{3}\right)^{0.3}\right\}, \left\{K_{cb} + 0.05\right\}\right) \quad (13)$$

$$f_{ew} = 1 - f_c \quad (14)$$

$$f_c = \left(\frac{K_{cb} - K_{c,min}}{K_{c,max} - K_{c,min}}\right)^{1+0.5h} \quad (15)$$

$$K_c = K_{cb} + K_e = K_s \times K_{cb,a} + K_e \quad (16)$$

式中, K_{cb} 为基础作物系数; $K_{cb,adjust}$ 为经过气象因素修正的基础作物系数; $K_{cb,tab}$ 为标准状况下基础作物系数; u_2 为平均风速(m/s); $R_{H,min}$ 为最小相对湿度(%); h 为各生育期平均株高(m); $K_{cb,a}$ 为LAI修正后的基础作物系数; $K_{c,min}$ 为裸土最小作物系数,本研究中取值为0.15^[6];LAI为实测叶面积指数; K_e 为土壤蒸发系数; K_r 为土壤蒸发衰减系数; $K_{c,max}$ 为最大作物系数; f_{ew} 为裸土和湿润土所占的比重; f_c 为植被覆盖土壤表面的有效面积比; K_s 为水分胁迫系数,本研究中,小麦返青期和拔节期经过2次灌溉,灌溉充足没有明显水分胁迫, $K_s = 1$ 。 K_c 为作物系数。

1.4.2 基于植被指数的作物系数估算方法 作物系数(K_c)与植被指数间关系密切,参照Er-Raki等^[27]提出的方法,进行冬小麦 K_{cb} 的估算。估算方法如下:

$$K_{cb} = 1.10 \times \left[1 - \left(\frac{NDVI_{max} - NDVI}{NDVI_{max} - NDVI_{min}}\right)^{\frac{0.84}{0.54}}\right] \quad (17)$$

式中, $NDVI_{max}$ 和 $NDVI_{min}$ 为冬小麦生育期内最大和最小的NDVI值。根据无人机采集数据,确定 $NDVI_{max}$ 为0.88, $NDVI_{min}$ 为0.14。依据FAO-56双作物系数法建议,冬小麦最大基础作为系数为1.10。

参照Johnson等^[28]的研究结果,利用植被覆盖度(f_c),计算土壤蒸发系数 f_e 。计算方法如下:

$$K_e = c \times (1 - f_c) \quad (18)$$

式中,参数 c 受土壤表面湿润过程发生的时间间隔和大气蒸发能力(ET_0)的影响,本研究中为简便计,取值为0.4。

同时,根据Er-Raki等^[27]得到的植被覆盖度与NDVI关系式,进行植被覆盖度的估算:

$$f_c = 1.18 \times (NDVI - NDVI_{min}) \quad (19)$$

当发生水分胁迫时,引入作物水分胁迫系数(Crop water stress index, CWSI)^[29]对基础作物系数

进行订正。即:

$$K_s = 1 - CWSI \quad (20)$$

进一步,根据 Zhang 等^[30]构建的基于植被指数

($TCARI/RDVI$ 和 $TCARI/SAVI$) 的 $CWSI$ 估算模型,

即可实现基于遥感的作物系数反演。 $CWSI$ 的估算

方法如下:

$$CWSI_1 = \begin{cases} 0 & (TCARI/RDVI \leq 0.195) \\ 2.41 \times (TCARI/RDVI) - 0.47 & (0.195 < TCARI/SAVI < 0.609) \\ 1 & (0.609 \leq TCARI/SAVI) \end{cases} \quad (21)$$

$$CWSI_2 = \begin{cases} 0 & (TCARI/SAVI \leq 0.182) \\ 2.46 \times (TCARI/SAVI) - 0.45 & (0.182 < TCARI/SAVI < 0.589) \\ 1 & (0.589 \leq TCARI/SAVI) \end{cases} \quad (22)$$

结合公式(17)~公式(22),再利用公式(16),即可得到基于遥感的 2 种作物系数估算方法($K_{c,1}$ 和

$$K_{c,1} = \begin{cases} 1.10 \times \left[1 - \left(\frac{NDVI_{max} - NDVI}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \right)^{0.84} \right] + 0.4 \times [1 - 1.18 \times (NDVI - NDVI_{min})] & (TCARI/RDVI \leq 0.195) \\ [1.47 - 2.41 \times (TCARI/RDVI)] \times 1.10 \times \left[1 - \left(\frac{NDVI_{max} - NDVI}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \right)^{0.84} \right] + 0.4 \times [1 - 1.18 \times (NDVI - NDVI_{min})] & (0.195 < TCARI/RDVI < 0.609) \\ 0 & (0.609 < TCARI/RDVI) \end{cases} \quad (23)$$

$$K_{c,2} = \begin{cases} 1.10 \times \left[1 - \left(\frac{NDVI_{max} - NDVI}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \right)^{0.84} \right] + 0.4 \times [1 - 1.18 \times (NDVI - NDVI_{min})] & (TCARI/SAVI \leq 0.182) \\ [1.45 - 2.46 \times (TCARI/SAVI)] \times 1.10 \times \left[1 - \left(\frac{NDVI_{max} - NDVI}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \right)^{0.84} \right] + 0.4 \times [1 - 1.18 \times (NDVI - NDVI_{min})] & (0.182 < TCARI/SAVI < 0.589) \\ 0 & (0.589 < TCARI/SAVI) \end{cases} \quad (24)$$

1.5 模型精度评价

本研究以决定系数(R^2)、均方根误差($RMSE$)、模型性能指数(EF)为模型评估指标。本研究中随机选取样区 20 个采样点数据作为训练样本,基于线性回归方法构建 K_c 估算模型;利用剩余的样本作为验证集,评价模型精度。 $RMSE$ 值越趋近于 0, R^2 和 EF 值越趋近于 1,模拟效果愈佳。

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^N (Q_i - \bar{Q})(P_i - \bar{P})]^2}{\sum_{i=1}^N (Q_i - \bar{Q})^2 \sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2} \quad (25)$$

$$RMSE = \left[\sum_{i=1}^N (Q_i - P_i)^2 / N \right]^{1/2} \quad (26)$$

$$EF = \frac{\sum_{i=1}^N (Q_i - \bar{Q})^2 - \sum_{i=1}^N (P_i - Q_i)^2}{\sum_{i=1}^N (Q_i - \bar{Q})^2} \quad (27)$$

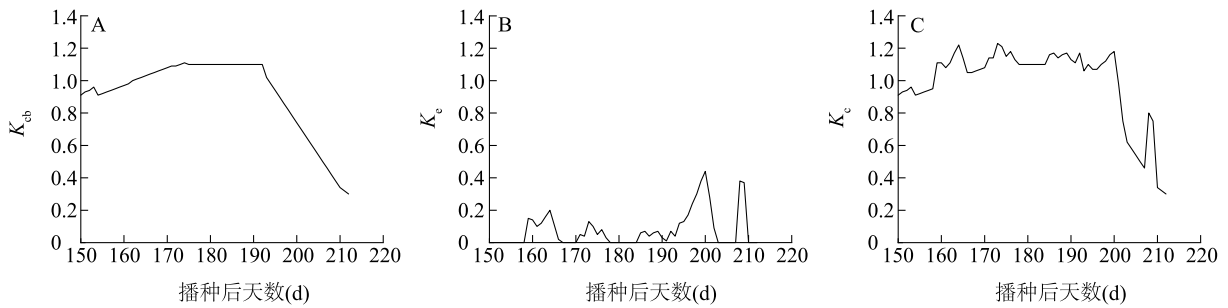
式中, P_i 和 Q_i 分别为预测值和真实值, \bar{P} 和 \bar{Q}

分别为预测值和真实值的平均值, N 为样本数。

2 结果与分析

2.1 拔节后冬小麦作物系数的变化

拔节期至成熟期冬小麦的基础作物系数(K_{cb})、土壤蒸发系数(K_e)及作物系数(K_c)随播种后天数的变化情况如图 4 所示。从图中可以看出,冬小麦基础作物系数在拔节期(播种后 153 d)至抽穗期(播种后 167 d)逐渐增大,开花期 K_{cb} 达到最大值并且持续一段时间;开花结束(播种后 192 d)后随着冬小麦 LAI 的减少, K_{cb} 呈线性下降趋势。拔节期至开花期,由于作物覆盖度较高,土壤蒸发相对较低,因而此时土壤蒸发系数 K_e 较小。开花后,随着作物覆盖度逐步下降和降雨量的增加,土壤蒸发系数 K_e 波动性增加。拔节期至抽穗期,作物系数 K_c 呈增加趋势,抽穗期至开花期维持在一个较高水平,开花后 K_c 开始快速下降。



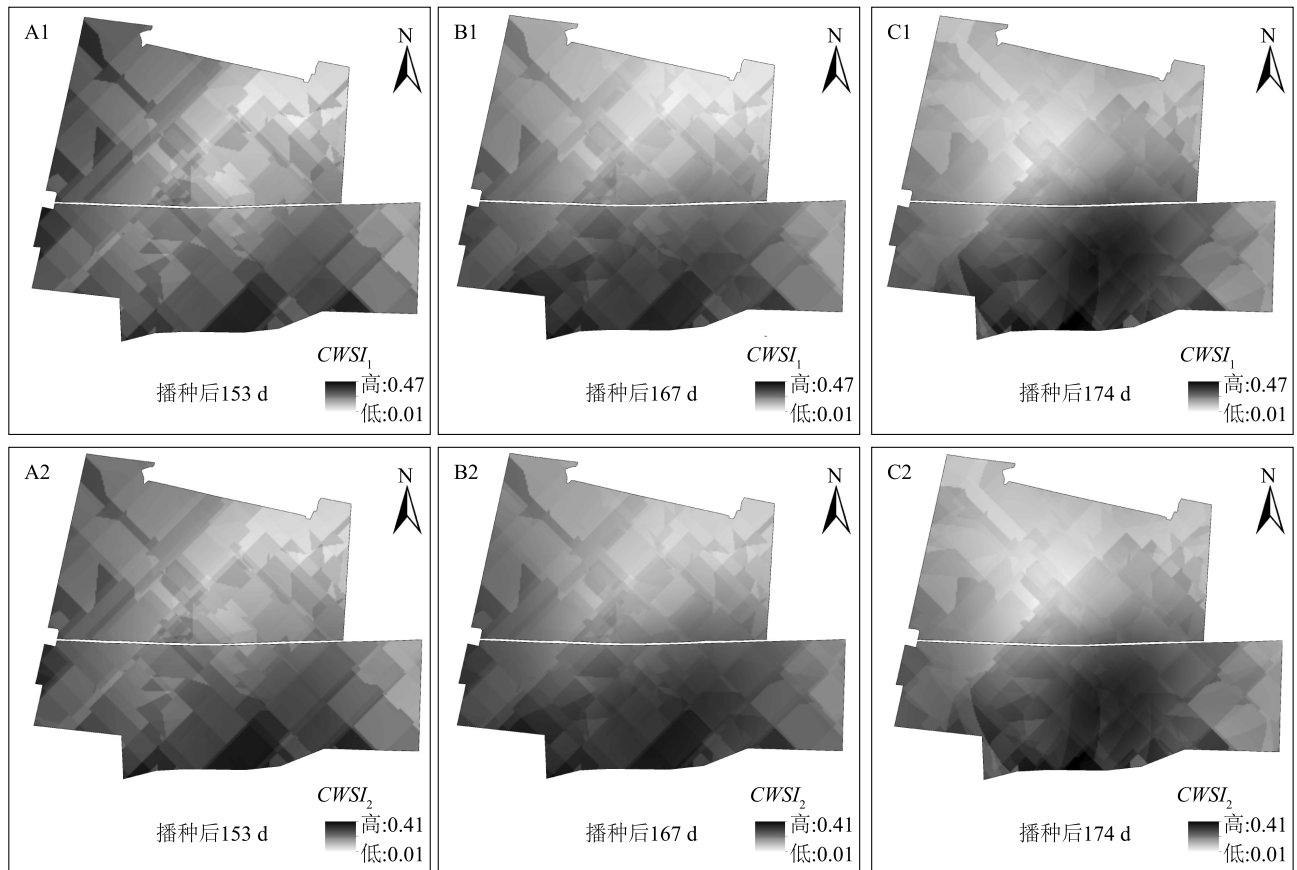
K_{cb} :基础作物系数; K_e :土壤蒸发系数; K_c :作物系数。

图 4 拔节期至成熟期冬小麦作物系数变化特征

Fig.4 Variation characteristics of winter wheat crop coefficient from jointing stage to maturity stage

不同时期,作物水分胁迫系数($CWSI$)的空间分布特征如图 5 所示。从图中可以看出,2 种作物水分胁迫系数计算方法($CWSI_1$ 和 $CWSI_2$)得出的结果基本一致,均能较好地体现试验田内作物水分胁迫状况。拔节期(播种后 153 d)试验田块西部和南部 $CWSI$ 较高,说明这部分地块的小麦普遍处于较高的水分胁迫状态,而其他地块的小麦水分胁迫系数较

低;抽穗期(播种后 167 d)试验地块西部的 $CWSI$ 降低,说明该地块小麦水分胁迫状况有所缓解,而南部的高 $CWSI$ 范围有所扩大,说明该地块受到水分供应不足或蒸散消耗加剧的影响;开花期(播种后 174 d)南部地块的高 $CWSI$ 范围进一步扩大。3 个时期,北部地块的 $CWSI$ 相对较低,说明这部分地块的水分供应状况良好。



A1、B1、C1 分别为拔节期、抽穗期和开花期作物水分胁迫系数($CWSI_1$);A2、B2、C2 分别为拔节期、抽穗期和开花期作物水分胁迫系数($CWSI_2$)。

图 5 不同时期作物水分胁迫系数($CWSI$)的空间分布特征

Fig.5 Spatial distribution characteristics of crop water stress index ($CWSI$) at different stages

2.2 冬小麦植被指数与FAO推荐方法估算的作物系数 K_c 相关性

基于拔节期、抽穗期和开花期植被指数(RVI 、 DVI 、 $NDVI$ 、 $GNDVI$ 、 $RDVI$ 、 EVI 、 $SAVI$ 、 $TCARI$)和FAO推荐方法估算得到的作物系数(K_c)进行一元线性和一元二次回归得到的 K_c 估算模型如表2。从表中可以看出,拔节期8种植被指数与FAO推荐估算的作物系数之间的一元线性回归方程的决定系数(R^2)为0.47~0.66,其中 $RDVI$ 与FAO推荐方法估算的作物系数的相关性最好($R^2 = 0.66$), $GNDVI$ 与FAO推荐估算的作物系数(K_c)的相关性最差($R^2 = 0.47$); $NDVI$ 、 $RDVI$ 、 $SAVI$ 、 EVI 与FAO推荐方法估算的作物系数的 R^2 均在0.63以上,说明红光和近红外波段的

光谱变化能较好体现小麦冠层的作物系数。 RVI 、 $TCARI$ 和 $GNDVI$ 与FAO推荐估算的作物系数决定系数 R^2 分别为0.58、0.53和0.47。抽穗期 $TCARI$ 植被指数与FAO推荐方法估算的作物系数的相关性决定系数由拔节期的0.53提升到0.63,主要原因是此时期冬小麦对叶绿素吸收和转化能力强,所以两者之间的相关性提高。开花期8种植被指数与FAO推荐方法估算的作物系数的相关性均呈现下降趋势,因为此时期冬小麦的覆盖度高,植被指数与 LAI 相关性变弱,进而导致植被指数与作物系数的相关性变弱。与一元线性回归模型相比,利用一元二次方程回归建立的模型,其精度虽有提高,但提高效果不明显。

表2 不同时期植被指数与联合国粮食及农业组织(FAO)推荐的双作物系数法估算得到的作物系数的相关性

Table 2 Correlation between vegetation indices and crop coefficients estimated by Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO)-recommended dual crop coefficient approach at different growth stages

生育期	自变量	一元线性回归模型		多项式回归模型	
		表达式	R^2	表达式	R^2
拔节期	$NDVI$	$Y=0.034 4x+1.064 0$	0.64	$Y=0.029 00x^2-0.006 1x+1.077 2$	0.65
	$RDVI$	$Y=0.039 4x+1.070 2$	0.66	$Y=-0.023 70x^2+0.062 2x+1.065 2$	0.66
	$SAVI$	$Y=0.039 9x+1.066 7$	0.63	$Y=-0.015 60x^2+0.057 5x+1.062 1$	0.63
	$TCARI$	$Y=-0.004 6x+1.087 5$	0.53	$Y=-0.001 90x^2-0.009 4x+1.085 4$	0.60
	EVI	$Y=0.027 7x+1.073 9$	0.65	$Y=-0.019 30x^2+0.049 5x+1.068 6$	0.66
	$GNDVI$	$Y=0.037 1x+1.083 4$	0.47	$Y=0.112 60x^2-0.005 7x+1.083 8$	0.53
	RVI	$Y=0.000 8x+1.081 4$	0.58	$Y=-0.000 04x^2+0.001 8x+1.077 1$	0.65
	DVI	$Y=0.043 6x+1.075 3$	0.61	$Y=-0.075 40x^2+0.095 2x+1.067 7$	0.63
抽穗期	$NDVI$	$Y=0.029 1x+1.186 6$	0.62	$Y=0.036 80x^2-0.023 6x+1.204 7$	0.61
	$RDVI$	$Y=0.032 1x+1.193 5$	0.62	$Y=-0.012 70x^2+0.044 5x+1.190 7$	0.62
	$SAVI$	$Y=0.032 1x+1.191 2$	0.60	$Y=-0.017 00x^2+0.051 3x+1.186 0$	0.61
	$TCARI$	$Y=-0.139 9x+1.223 5$	0.63	$Y=-0.677 80x^2+0.006 6x+1.216 7$	0.64
	EVI	$Y=-0.022 4x+1.196 8$	0.61	$Y=-0.012 90x^2+0.037 1x+1.192 9$	0.62
	$GNDVI$	$Y=-0.031 1x+1.203 8$	0.43	$Y=-0.009 10x^2+0.034 1x+1.203 7$	0.43
	RVI	$Y=0.000 6x+1.203 0$	0.59	$Y=-0.000 02x^2+0.001 1x+1.200 2$	0.62
	DVI	$Y=-0.035 3x+1.198 3$	0.58	$Y=-0.060 80x^2+0.076 1x+1.192 1$	0.60
开花期	$NDVI$	$Y=0.033 9x+1.180 6$	0.56	$Y=0.040 80x^2-0.025 7x+1.201 7$	0.58
	$RDVI$	$Y=0.037 3x+1.189 1$	0.60	$Y=-0.045 20x^2+0.081 4x+1.178 8$	0.62
	$SAVI$	$Y=0.036 0x+1.187 2$	0.58	$Y=-0.048 90x^2+0.091 0x+1.172 3$	0.59
	$TCARI$	$Y=-0.121 7x+1.220 5$	0.42	$Y=0.213 70x^2-0.172 3x+1.223 3$	0.42
	EVI	$Y=0.025 4x+1.193 1$	0.59	$Y=-0.028 20x^2+0.057 5x+1.184 7$	0.61
	$GNDVI$	$Y=0.032 7x+1.201 3$	0.31	$Y=-0.053 00x^2+0.050 5x+1.200 2$	0.31
	RVI	$Y=0.000 6x+1.200 3$	0.52	$Y=-0.000 03x^2+0.001 4x+1.196 5$	0.56
	DVI	$Y=0.039 3x+1.195 3$	0.53	$Y=-0.109 30x^2+0.112 5x+1.184 0$	0.58

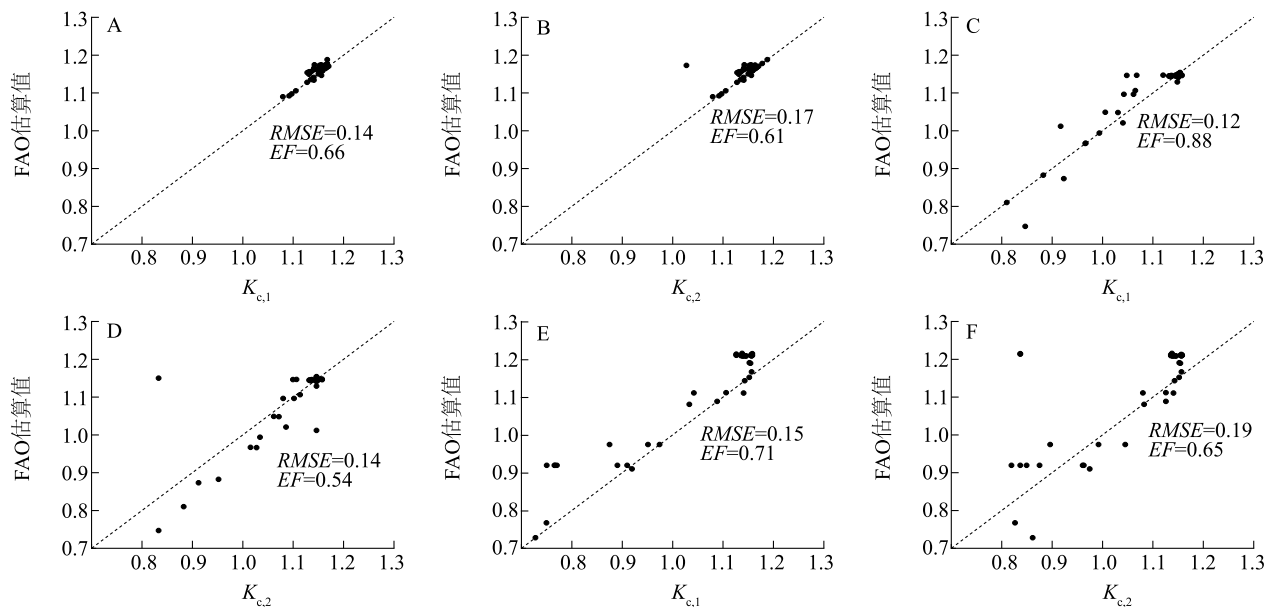
Y :FAO推荐算法估算的作物系数; x :植被指数; R^2 为决定系数; $NDVI$ 为归一化植被指数; $RDVI$ 为重归一化植被指数; $SAVI$ 为土壤调节植被指数; $TCARI$ 为转化叶绿素吸收反射指数; EVI 为增强型植被指数; $GNDVI$ 为绿色归一化植被指数; RVI 为比值植被指数; DVI 为差值植被指数。

上述结果表明,本研究建立的基于植被指数反演作物系数模型用到的 4 种植被指数 $NDVI$ 、 $RDVI$ 、 $SAVI$ 和 $TCARI$ 与 FAO 推荐的双作物系数法估算得到的作物系数相关性较好。

2.3 冬小麦 K_c 估测效果

根据基于遥感的 2 种作物系数估算方法 ($K_{c,1}$ 和 $K_{c,2}$) 得到不同时期 (拔节期、抽穗期和开花期) 冬小麦作物系数估算值与根据 FAO 推荐的双作物系数估算值比较结果如图 6 所示。从图中可以看出,拔节期 $K_{c,1}$ 算法的 $RMSE$ 和 EF 分别为 0.14 和

0.66, $K_{c,2}$ 算法的 $RMSE$ 和 EF 分别为 0.17 和 0.61; 抽穗期 $K_{c,1}$ 算法的 $RMSE$ 和 EF 分别为 0.12 和 0.88, $K_{c,2}$ 算法的 $RMSE$ 和 EF 分别为 0.14 和 0.54; 开花期 $K_{c,1}$ 算法的 $RMSE$ 和 EF 分别为 0.15 和 0.71, $K_{c,2}$ 算法的 $RMSE$ 和 EF 分别为 0.19 和 0.65。上述结果表明,利用多光谱植被指数模型 ($NDVI$ 和 $TCARI/RDVI$) 对冬小麦拔节期至开花期作物系数进行遥感监测是可行的。由于 $K_{c,1}$ 算法具有更低的 $RMSE$ 和更高的 EF , 本研究认为,利用 $K_{c,1}$ 算法进行农田冬小麦作物系数的反演具有更好的效果。



A 和 B 为拔节期 2 种算法得到的作物系数与 FAO 推荐方法估算值的相关性; C 和 D 为抽穗期 2 种算法得到的作物系数与 FAO 推荐方法估算值的相关性; E 和 F 为开花期 2 种算法得到的作物系数与 FAO 推荐方法估算值的相关性。RMSE: 均方根误差; EF: 模型性能指数。

图 6 不同时期基于遥感的 K_c 估算值与 FAO 推荐双作物系数估算值的相关性

Fig.6 Correlation between K_c estimates based on remote sensing and FAO-recommended dual crop coefficient estimates at different growth stages

2.4 作物系数空间分布特征

利用 $K_{c,1}$ 算法及空间多光谱数据得到的不同时期作物系数空间分布如图 7 所示。从图中可以看出,拔节期试验地块南部和西部作物系数相对较低,而北部作物系数较高;抽穗期时总体特征变化不大,但西部的作物系数高于南部地块;开花期作物系数呈现北高南低的特征。相比较而言,拔节期至抽穗期的冬小麦作物系数变化幅度大于抽穗期至开花期,原因可能是拔节期至抽穗期的多光谱调查取样时间间隔 14 d,冬小麦冠层植被覆盖度变化幅度较大,而抽穗期至开花期的多光谱调查取样时间间隔

7 d,冬小麦冠层植被覆盖度变化幅度相对较小。3 个时期反演的作物系数符合冬小麦作物系数变化的特征,这说明基于无人机多光谱遥感影像建立的 K_c 空间分布估测结果是可靠的。

3 结论

不同时期冬小麦植被指数与作物系数的相关性存在一定的差异。总体而言,拔节期各植被指数与 FAO 推荐的双作物系数 (K_c) 估算值的相关性高于抽穗期和开花期,而抽穗期各植被指数与 K_c 的相关性又高于开花期。

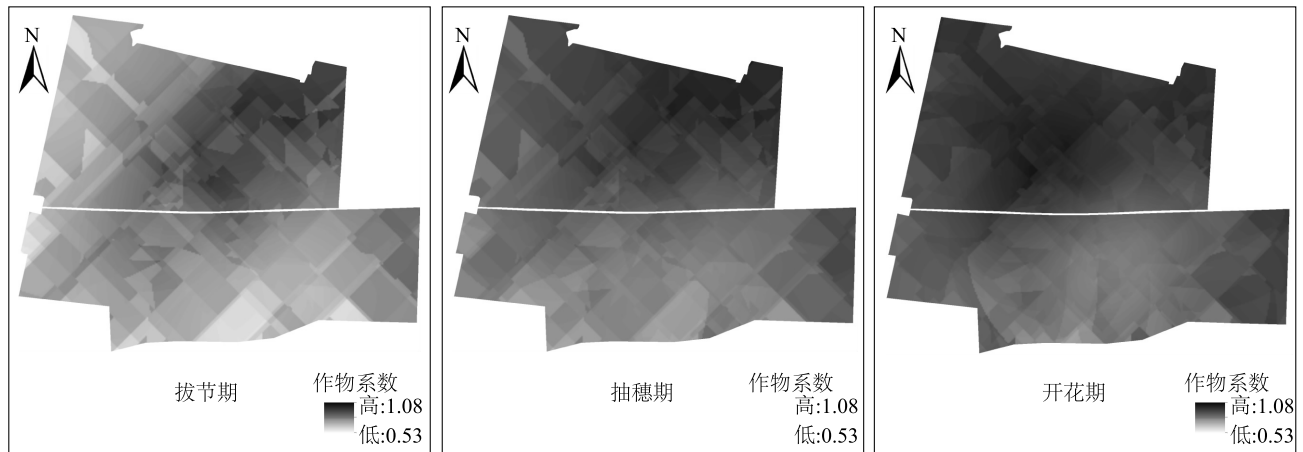


图7 基于无人机多光谱影像的作物系数时空分布图

Fig.7 Temporal and spatial distribution map of crop coefficient based on unmanned aerial vehicle (UAV) multi-spectral images

同一时期不同植被指数与作物系数的相关性存在差异。拔节期,与 K_c 相关性 $R^2 > 0.60$ 的植被指数由大到小依次为 $RDVI$ 、 EVI 、 $NDVI$ 、 $SAVI$ 、 DVI ;抽穗期与 K_c 相关性 $R^2 > 0.60$ 的植被指数由大到小依次为 $TCARI$ 、 $NDVI$ 、 $RDVI$ 、 EVI 、 $SAVI$ 。综合考虑,本研究选取 $NDVI$ 、 $RDVI$ 、 $SAVI$ 和 $TCARI$ 4种植被指数构建冬小麦 K_c 估算模型是合理的。

本研究基于 $TCARI/RDVI$ 和 $TCARI/SAVI$ 建立作物系数的2个估算方法($K_{c,1}$ 和 $K_{c,2}$)对冬小麦作物系数进行了预测。结果表明, $K_{c,1}$ 算法具有更低的均方根差($RMSE$)和更高的性能指数(EF),因此,生产中建议以此算法进行作物系数的预测和水分灌溉指导更加合理。

参考文献:

- [1] XU C Y, SINGH V P. Evaluation of three complementary relationship evapotranspiration models by water balance approach to estimate actual regional evapotranspiration in different climatic regions [J]. Journal of Hydrology, 2005, 308(1/2/3/4): 105-121.
- [2] FERREIRA M I, SILVESTRE J, CONCEIÇÃO N, et al. Crop and stress coefficients in rainfed and deficit irrigation vineyards using sap flow techniques [J]. Irrigation Science, 2012, 30(5): 433-447.
- [3] TAYLOR N J, MAHOHOMA W, VAHRMEIJER J T, et al. Crop coefficient approaches based on fixed estimates of leaf resistance are not appropriate for estimating water use of citrus [J]. Irrigation Science, 2015, 33(2): 153-166.
- [4] 张宝忠, 许迪, 刘钰, 等. 多尺度蒸散发估测与时空尺度拓展方法研究进展 [J]. 农业工程学报, 2015, 31(6): 8-16.
- [5] ALLEN R G, PEREIRA L S, RAES D, et al. Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements [M]. Rome: FAO Irrigation and Drainage Publications, 1998.
- [6] AI P R, MA Y J. Estimation of evapotranspiration of a jujube/cotton intercropping system in an arid area based on the dual crop coefficient method [J]. Agriculture, 2020, 10(3): 65.
- [7] SANTOSH D T, TIWARI K N. Estimation of water requirement of banana crop under drip irrigation with and without plastic mulch using dual crop coefficient approach [J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2019, 344: 012024.
- [8] 李丰琇, 马英杰. 基于双作物系数法的新疆覆膜滴灌夏玉米蒸散量估算 [J]. 农业机械学报, 2018, 49(11): 268-274.
- [9] DEJONGE K C, ASCOUGH J C, ANDALES A A, et al. Improving evapotranspiration simulations in the CERES-Maize model under limited irrigation [J]. Agricultural Water Management, 2012, 115(C): 92-103.
- [10] 刘海军, 康跃虎. 冬小麦拔节抽穗期作物系数的研究 [J]. 农业工程学报, 2006, 22(10): 52-56.
- [11] DUCHEMIN B, HADRIA R, ERRAKI S, et al. Monitoring wheat phenology and irrigation in Central Morocco: on the use of relationships between evapotranspiration, crop coefficients, leaf area index and remotely-sensed vegetation indices [J]. Agricultural Water Management, 2006, 79(1): 1-27.
- [12] GONTIA N K, TIWARI K N. Estimation of crop coefficient and evapotranspiration of wheat (*Triticum aestivum*) in an irrigation command using remote sensing and GIS [J]. Water Resources Management, 2010, 24(7): 1399-1414.
- [13] KAMBLE B, KILIC A, HUBBARD K. Estimating crop coefficients using remote sensing-based vegetation index [J]. Remote Sensing, 2013, 5(4): 1588-1602.
- [14] MOKHTARI A, NOORY H, VAZIFEDOUST M, et al. Evaluation of single crop coefficient curves derived from Landsat satellite images for major crops in Iran [J]. Agricultural Water Management, 2019, 218: 234-249.

- [15] DE JESÚS MARCIAL-PABLO M, ONTIVEROS-CAPURATA R E, JIMÉNEZ-JIMÉNEZ S I, et al. Maize crop coefficient estimation based on spectral vegetation indices and vegetation cover fraction derived from UAV-based multispectral images[J]. *Agronomy*, 2021, 11(4):668.
- [16] 黄耀欢, 李中华, 朱海涛. 作物胁迫无人机遥感监测研究评述[J]. *地球信息科学学报*, 2019, 21(4):512-523.
- [17] 韩文霆, 张立元, 牛亚晓, 等. 无人机遥感技术在精量灌溉中应用的研究进展[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(2):1-14.
- [18] 张 瑜. 大田玉米作物系数机地协同估算方法研究[D]. 北京:中国科学院大学(中国科学院教育部水土保持与生态环境研究中心), 2023.
- [19] 韩文霆, 邵国敏, 马代健, 等. 大田玉米作物系数无人机多光谱遥感估算方法[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(7):134-143.
- [20] 陈小强. 间作种植模式对云南省中部坡耕地水土流失的影响[D]. 昆明:云南农业大学, 2015.
- [21] 于丰华, 许童羽, 郭忠辉, 等. 基于红边优化植被指数的寒地水稻叶片叶绿素含量遥感反演研究[J]. *智慧农业*, 2020, 2(1):77-86.
- [22] JORDAN C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor[J]. *Ecology*, 1969, 50(4):663-666.
- [23] CARLSON T N, RIPLEY D A. On the relation between *NDVI*, fractional vegetation cover, and leaf area index[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 62(3):241-252.
- [24] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, MERZLYAK M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 58(3):289-298.
- [25] ROUJEAN L, BREON M. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 51(3):375-384.
- [26] PENG X S, HAN W T, AO J Y, et al. Assimilation of *LAI* derived from UAV multispectral data into the SAFY model to estimate maize yield[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(6):1094.
- [27] ER-RAKI S, CHEHBOUNI A, GUEMOURIA N, et al. Combining FAO-56 model and ground-based remote sensing to estimate water consumptions of wheat crops in a semi-arid region[J]. *Agricultural Water Management*, 2007, 87(1):41-54.
- [28] JOHNSON L F, TROUT T J. Satellite *NDVI* assisted monitoring of vegetable crop evapotranspiration in California's San Joaquin valley[J]. *Remote Sensing*, 2012, 4(2):439-455.
- [29] JACKSON R D, IDSO S B, REGINATO R J, et al. Canopy temperature as a crop water stress indicator[J]. *Water Resources Research*, 1981, 17(4):1133-1138.
- [30] ZHANG L Y, ZHANG H H, NIU Y X, et al. Mapping maize water stress based on UAV multispectral remote sensing[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(6):605.

(责任编辑:石春林)