

赵巧丽,臧贺藏,李国强,等. 基于 Lab 颜色空间的小麦成熟度监测模型研究[J]. 江苏农业科学,2023,51(21):194-200.

doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2023.21.030

基于 Lab 颜色空间的小麦成熟度监测模型研究

赵巧丽^{1,2,3}, 臧贺藏^{1,2,3}, 李国强^{1,2,3}, 张 杰^{1,2,3}, 王 猛^{1,2,3}, 赵 威⁴, 郑国清^{1,2,3}

(1. 河南省农业科学院农业经济与信息研究所,河南郑州 450002; 2. 河南省智慧农业工程技术研究中心,河南郑州 450002;

3. 农业农村部黄淮海智慧农业技术重点实验室,河南郑州 450002; 4. 河南省生态环境监测和安全中心,河南郑州 450000)

摘要:为快速、准确监测小麦成熟度,合理制订收割时间,本研究以不同品种小麦为研究对象,在灌浆中后期获取试验区无人机 RGB 影像和多光谱影像。对 RGB 图像进行 Lab 空间转换,提取 a 分量值,分析小麦籽粒形成期、乳熟期、蜡熟末期、籽粒形成期倒伏和乳熟期倒伏不同状态下小麦 a 值的变化特征,对小麦从籽粒形成期到乳熟期的 a 值进行归一化处理,构建成熟度监测指标 MCI。通过多光谱影像分析不同成熟度小麦的光谱特征变化规律,基于优选波段特征,选用比值植被指数(RVI)和归一化植被指数(NDVI)分别作为反演 MCI 的自变量,构建小麦成熟度监测模型。结果表明,基于 NDVI 构建的小麦成熟度监测模型的决定系数为 0.718 7,拟合效果良好。研究采用 2021 年和 2022 年 RGB 影像和多光谱影像对小麦成熟度监测模型进行了验证,MCI 预测值和参考值的均方根误差(RMSE)2021 年为 0.029 8,2022 年为 0.040 5,验证结果表明通过构建的小麦成熟度监测模型反演小麦成熟度空间分布是可行的。研究结果可为高空遥感大范围监测小麦成熟度,确定小麦适收顺序提供依据。

关键词:无人机;小麦;成熟度;监测;RGB 影像;多光谱影像

中图分类号:S126 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2023)21-0194-06

小麦收获是小麦生产过程中的一个关键环节。小麦适收期短,成熟度掌握不当,过早过晚收获都会严重影响小麦产量和品质。精准监测小麦成熟度,合理调配机收设备,适时收获,是精准农业研究的重要内容。

作物成熟度监测主要通过遥感技术实现,一类方法是通过时序监测作物生育期^[1-3],确定成熟期。其次通过遥感数据量化作物成熟特征相关参数,如水分等,进而实现成熟度评估^[2-5]。但是遥感影像受大气、云层等影响,容易造成预测结果误差偏大,对于精准预测收获时间节点难以保证精度。杜颖采用地面设备采集小麦灌浆期麦穗数码图像和热红外图像,基于颜色衰老指数初步评价小麦成熟情

况;基于热红外图像提取温度特征表征小麦籽粒含水量,对其归一化计算后作为小麦成熟度指标,量化评价不同水处理下小麦成熟度,以籽粒含水量为中间值建模反演小麦花后天数,为动态监测小麦灌浆进程提供监测思路^[6]。随着无人机遥感的广泛应用,周立鸣等利用消费级无人机搭载数码相机,分析了水稻的千粒质量、淀粉含量等长势信息与颜色指数之间的关系,研究了无人机监测水稻成熟度的可行性^[7]。关于遥感实时监测小麦成熟度的研究还不多见。颜色特征是小麦成熟过程中的重要形态特征,小麦成熟过程也是颜色褪绿的过程。Lab 颜色模式以数字化方式描述人的视觉感应,与设备无关,评估颜色变化更为客观。本研究基于 Lab 颜色空间,对小麦成熟过程的颜色变化进行量化,构建小麦成熟度监测指标。基于植被指数构建监测指标的反演模型,旨在为高空遥感大范围监测小麦成熟度空间分布差异,确定适收期顺序提供依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

试验区位于河南省新乡市原阳县现代农业开发基地(35°0′44″ N,113°41′44″ E),海拔 78.9 m。地处中纬度地带,属暖温带大陆性季风气候。夏季

收稿日期:2023-03-31

基金项目:国家重点研发计划(编号:2022YFD2001005);河南省科技攻关项目(编号:222102110142、232102110295);中央引导地方项目(编号:Z20221341073);河南省重大科技专项(编号:222100110800);河南省农业科学院科技创新团队项目(编号:2023TD10)。

作者简介:赵巧丽(1982—),女,河南林州人,硕士,助理研究员,从事农业信息技术研究。E-mail:zhaoqiaoli1009@163.com。

通信作者:臧贺藏,博士,副研究员,从事农业信息技术研究, E-mail:zanghechang@163.com;李国强,博士,研究员,从事农业信息技术研究, E-mail:gqli@hnagri.org.cn。

炎热多雨,冬季寒冷干燥,春季干燥多风,秋季冷热适宜。作物种植制度 1 年 2 熟,种植的农作物主要是冬小麦和夏玉米。冬小麦一般 10 月 1 日左右播种,翌年 5 月底收获。试验区属于小麦区域试验的

一部分,共种植 82 个品种(系)小麦,品种小区和对照小区总数共计 540 个。试验区域长 158 m,宽 57 m,研究区位置见图 1。

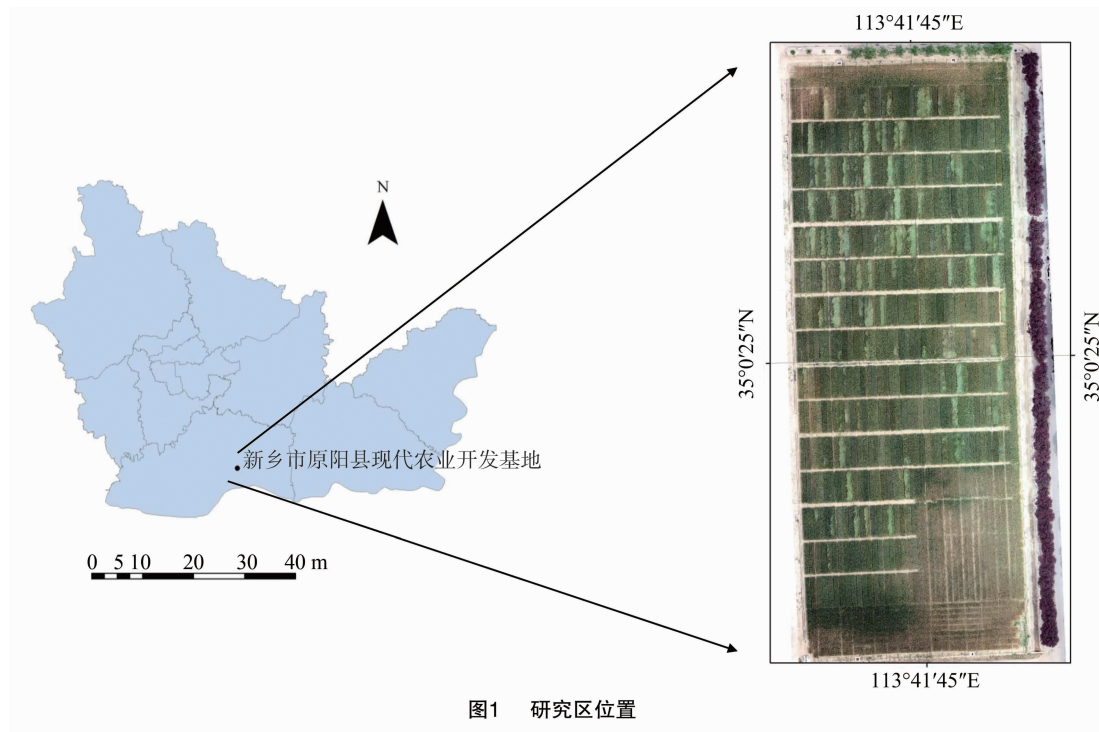


图1 研究区位置

1.2 数据获取

1.2.1 影像数据获取 分别于 2020 年 5 月 15 日、2021 年 5 月 22 日和 2022 年 5 月 20 日采集了同一试验区小麦 RGB 影像和多光谱影像。RGB 影像采用大疆精灵 4 Pro 无人机,1 英寸(13.2 mm × 8.8 mm)CMOS 传感器,2 000 万有效像素。多光谱影像采用八旋翼无人机,多光谱相机包括蓝(475 nm,带宽 20 nm)、绿(560 nm,带宽 20 nm)、红(668 nm,带宽 10 nm)、红边(717 nm,带宽 10 nm)、近红外(840 nm,带宽 40 nm)5 个波段,数码相机和多光谱相机主要参数见表 1。试验设计飞行高度 50 m,航向重叠度为 80%,旁向重叠度为 80%,试验区规划 4 条航线。拍摄当天,天气晴朗,无风,满足航拍要求。

1.2.2 小麦成熟度调查 无人机获取影像时,同步调查了试验区各品种小麦的成熟度,调查标准按籽粒形成期、乳熟期、蜡熟末期判断。

籽粒形成期:植株全绿色,麦粒外形基本形成,籽粒呈绿色,含水量达 70% 以上。**乳熟期:**植株下部叶片、叶鞘枯黄,中部叶片也开始变黄,上部叶、茎、穗仍保持绿色,麦粒呈现绿色,含水量为 50% 以

表 1 数码相机和多光谱相机的主要参数

项目	类型	参数
数码相机	产地	中国
	尺寸	13.2 mm × 8.8 mm
	传感器类型	CMOS
	像素	2 000 万
	焦距(mm)	9
多光谱相机	产地	美国
	型号	MicaSense RedEdge - M
	质量(g)	170
	尺寸	94 mm × 63 mm × 46 mm
	像素	600 万
	焦距(mm)	5.5
	波段数(个)	5

上。蜡熟末期:植株变黄,仅叶鞘茎部略带绿色,茎秆仍有弹性,籽粒黄色稍硬,内含物呈蜡状,含水率为 20% ~ 25%。

1.3 研究方法

1.3.1 数据预处理 采用 Pix4D mapper 软件对获取的小麦 RGB 影像和多光谱影像进行正射校正和图像拼接。首先进行航片对齐,并计算航片的空中

三角测量数据,然后根据自动空三和区域网平差技术,自动校准影像,最终获取数字正射影像。

1.3.2 小麦不同成熟度样区选择 依据成熟度调查结果,兼顾品种多样化,便于选择受品种影响小的颜色特征,提高模型的适用性。根据试验区状况,除确定特征典型的籽粒形成期、乳熟期和蜡熟末期的样区外,试验区域内倒伏发生较多,增加了籽粒形成期倒伏、乳熟期倒伏 2 类代表性小区。由于蜡熟末期小麦倒伏与否,颜色特征不受影响,不再单独分类。每个样区包括 5 个小区。样区分布情况见图 2。

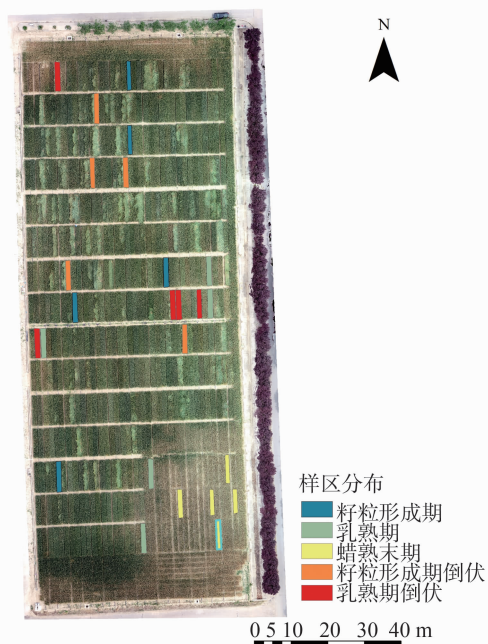


图2 样区分布情况

1.3.3 不同成熟度小麦颜色模式转换及颜色特征值提取 Lab 色域广,RGB 转换为 Lab 颜色模式,不会丢失任何颜色信息。Lab 颜色模式中,L 代表明暗度;a 代表红绿色,取值范围为 $-128 \sim 127$,负值代表绿色,正值代表红色;b 代表黄蓝色,取值范围 $-128 \sim 127$,负值代表蓝色,正值代表黄色。

RGB 与 Lab 颜色空间转换公式如下:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.412\ 453 & 0.357\ 580 & 0.180\ 423 \\ 0.212\ 671 & 0.715\ 160 & 0.072\ 169 \\ 0.019\ 334 & 0.119\ 193 & 0.950\ 227 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}; \quad (1)$$

$$L^* = 116 \times f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16; \quad (2)$$

$$a^* = 500 \times \left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) \right]; \quad (3)$$

$$b^* = 200 \times \left[f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right) \right]; \quad (4)$$

$$f(t) = \begin{cases} \frac{1}{t^3} & t > \left(\frac{6}{29}\right)^3 \\ \frac{1}{3} \cdot \left(\frac{6}{29}\right)^2 t + \frac{4}{29} & t \leq \left(\frac{6}{29}\right)^3 \end{cases} \quad (5)$$

式中: X 、 Y 、 Z 是 RGB 转换后的值; X_n 、 Y_n 、 Z_n 一般取 95.047、100.000、108.883; $f(t)$ 是 X 、 Y 、 Z 转 Lab 的校正函数。

基于 Python 实现 RGB 与 Lab 颜色模式的转换,并提取 a 、 b 的值。

1.3.4 小麦成熟度监测模型构建 以适宜收获的蜡熟末期的颜色特征值为成熟度上限,籽粒形成期及以前生育阶段的颜色特征值为成熟度下限,对籽粒形成期到蜡熟末期的颜色特征值进行线性归一化,构建成熟度监测指标。线性归一化公式如下:

$$X' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}.$$

式中: x 为籽粒形成期到蜡熟末期任一时间的颜色特征值; $\min(x)$ 为籽粒形成期的颜色特征值; $\max(x)$ 为蜡熟末期的颜色特征值; X' 为成熟度监测指标。

1.3.5 光谱特征选择 分别计算多光谱影像数据中 5 类样区各波段的反射率均值,绘制每个类别的光谱反射率曲线,统计 5 类样区在各波段上反射率的平均差异,选择平均差异大的波段作为构建植被指数的优选波段。

1.3.6 成熟度监测模型构建 基于优选波段,选择 2 种对颜色变化敏感的植被指数。在 Arcgis 软件中,对多光谱影像数据和 RGB 影像数据进行配准,保证数据的空间一致性。以 RGB 影像为底图绘制试验小区图。通过分区统计提取试验小区的 2 种植被指数平均值。分析 2 种植被指数与成熟度监测指标的相关性,构建小麦成熟度监测模型。

1.3.7 模型评价 采用决定系数(r^2)、均方根误差(RMSE)进行精度评价,决定系数越大,RMSE 越小,模型的准确性越高。

2 结果与分析

2.1 不同成熟度小麦颜色特征分析

小麦籽粒形成期、乳熟期、蜡熟末期、籽粒形成期倒伏和乳熟期倒伏的 b 值变化不明显, a 分量频数统计结果见图 3。同一时间不同成熟度小麦,籽粒形成期的 a 值在 -10 处有 1 个明显峰值,乳熟期

的 a 值频数分布出现 2 个峰值,分别在 -6 和 -2 。蜡熟末期的 a 值在 -3 处有 1 个明显峰值。随着成熟进程的推进, a 值波峰位置逐渐向 0 移动,表明植株绿色特征在逐渐消失。乳熟期和蜡熟末期在 -2 和 -3 处各有 1 个峰值,但是蜡熟末期的频数高于乳熟期,且蜡熟末期在正值方向开始出现红色波峰。表明 a 值的变化可以反映不同小麦成熟度在颜色特征上的差异。

倒伏状态下, a 值频数分布在籽粒形成期和乳

熟期没有明显的峰,籽粒形成期在 $-18 \sim -13$ 间以及蜡熟末期在 $-10 \sim -6$ 间频数分布差距较小,但是随着成熟度推进,频数最高的 a 值向正值方向移动的趋势没有改变。主要原因在于倒伏发生后,叶片背面颜色、植株茎秆颜色和叶片正面颜色均成为影响 a 值频数分布峰值的主要因素。但是无论小麦正常状态还是倒伏状态, a 值的变化均可以表征小麦的成熟度差异。

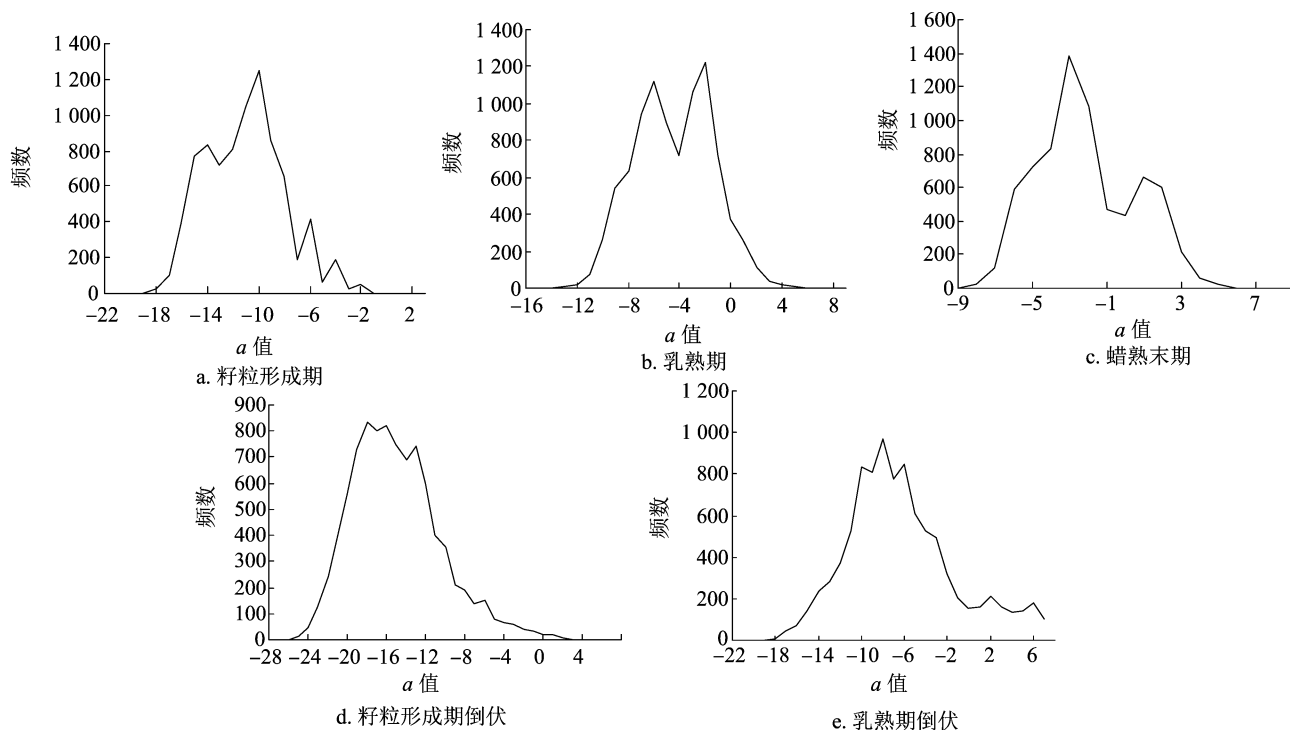


图3 不同成熟度小麦 Lab 颜色特征的 a 分量频数分布

2.2 小麦成熟度监测指标构建

以 a 值为颜色特征构建小麦成熟度监测指标。蜡熟末期小麦植株茎叶全黄时的 a 值作为成熟度上限,小麦籽粒形成期茎叶全绿时的 a 值作为成熟度下限。对 a 值进行线性归一化,构建成熟度监测指标 MCI。MCI 公式为

$$MCI = \frac{a - a_{\min}}{a_{\max} - a_{\min}}$$

式中: a_{\max} 为植株茎叶全黄时的 a 值,取值 39, a_{\min} 为植株灌浆期茎叶全绿时的 a 值,取值 -32 。MCI = 0,代表小麦处于籽粒形成期及以前生育阶段;MCI = 1,代表小麦处于蜡熟末期,适于收获。

2.3 不同成熟度小麦光谱特征分析

小麦籽粒形成期、乳熟期、蜡熟末期、籽粒形成期倒伏和乳熟期倒伏 5 种状态下的光谱反射率变化

特征见图 4。正常生长状态下,小麦从籽粒形成期、乳熟期到乳熟末期,随着成熟度推进,红光、蓝光波段反射率逐渐上升,其中红光波段反射率变化大于蓝光波段,在可见光波段内,光谱特性受叶绿素影响较大,叶绿素吸收红光和蓝光较多。成熟度逐渐升高,叶绿素含量逐渐下降,红光、蓝光吸收率随之下降;近红外波段反射率逐渐下降,近红外波段反射率主要与叶片内部结构有关,不同成熟度下小麦叶片由绿变黄,叶片结构变化较大,近红外波段反射差异大于红光波段反射差异。倒伏状态下,籽粒形成期和乳熟期在红光、蓝光和近红外波段的反射变化规律一致,但是由于倒伏发生后,冠层叶片背部面积增加,叶片背面叶绿素含量低于叶片正面,因此,相同成熟度小麦,倒伏状态下的红光、蓝光反射率高于正常状态;籽粒形成期倒伏状态的红光、

蓝光反射率低于乳熟期倒伏。叶片背部内部结构与叶片内部也有很大不同,且倒伏状态下叶片背部面积远大于正常状态,近红外波段反射差异明显高于正常状态。

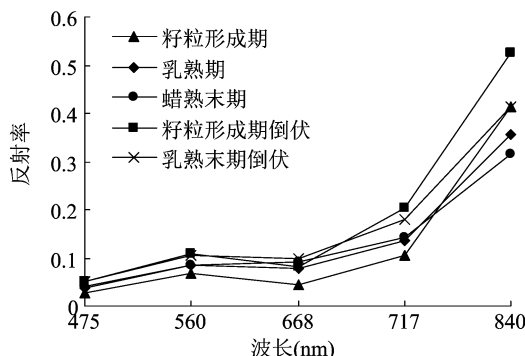


图4 不同成熟度小麦的光谱反射率曲线

2.4 小麦成熟度监测模型构建

选择不同成熟度光谱反射率平均差异大的红光和近红外波段作为植被指数的优选波段。在常用植被指数中,包含红光和近红外的波段的植被指数中,比值植被指数(RVI, $RVI = NIR/RED$)与叶绿素含量相关性高,是绿色植物的灵敏指示参数^[8]。归一化植被指数[NDVI, $NDVI = (NIR - RED)/(NIR + RED)$]是公认的代表植被变化最有效的参数之一,可较好地反映植被绿度变化^[8]。分别以RVI、NDVI为自变量,MCI为因变量,构建小麦成熟度监测模型。基于RVI构建的成熟度监测模型决定系数 r^2 为0.475 8(图5),预测精度较低。基于NDVI构建的成熟度监测模型决定系数 r^2 为0.718 7,拟合一致性高,其监测模型为 $y = -0.337 8x + 0.936 1$ (图6)。

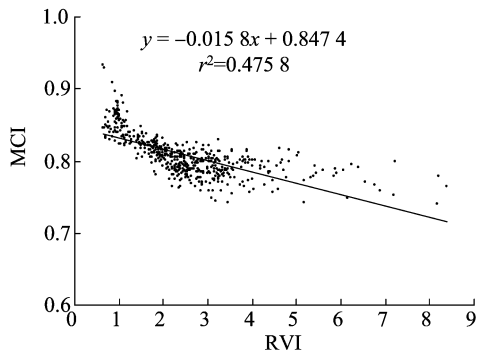


图5 MCI与RVI的拟合结果

2.5 模型预测结果及验证

采用2021年、2022年小麦RGB影像和多光谱影像对成熟度监测模型的预测结果进行验证。2021年、2022年小麦RGB影像见图7-a、图7-c。提取

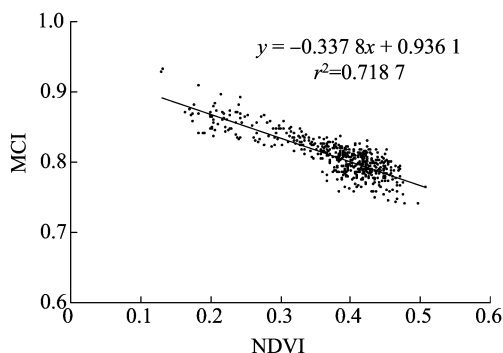


图6 MCI与NDVI的拟合结果

2021年、2022年多光谱影像的NDVI,采用成熟度监测模型预测小麦成熟度,MCI预测结果的空间分布见图7-b、图7-d。基于2021年、2022年RGB影像提取MCI,作为模型评价的参考值。为便于定量验证模型,以小区矢量图叠加MCI参考值图层、MCI预测结果图层,提取540个小区的MCI参考值和预测值的小区平均值。计算MCI预测值和参考值的均方根误差(RMSE),2021年RMSE为0.029 8,2022年RMSE为0.040 5,预测精度较高。

3 讨论与结论

本研究以不同成熟度小麦为研究对象,采用Lab颜色空间的a分量作为小麦成熟度变化的特征值,对籽粒形成期到蜡熟末期的a值进行归一化处理,构建了小麦成熟度监测指标。分析了成熟度监测指标与RVI、NDVI的相关性,构建了小麦成熟度监测模型。用2021年和2022年同一试验区小麦影像数据对小麦成熟度监测模型进行了验证,2021年MCI预测值与参考值的均方根误差(RMSE)为0.029 8,2022年RMSE为0.040 5,表明构建的小麦成熟度监测模型监测小麦成熟度空间分布是可行的,研究结果可为高空遥感大范围监测小麦成熟度空间分布,确定小麦适收顺序提供依据。

Lab颜色空间在病害区域提取^[9-10],作物田间信息提取^[11-13]上已有较多应用研究。有研究表明,a分量对不同成熟度小麦褪绿颜色变化反应敏感,这与符运阳等研究的a分量能很好地反映植物病害叶片褪绿的颜色状态的结论^[9]类似。

小麦成熟度监测目的主要是为了合理制订收割计划,尽可能保证小麦适时收获。无人机虽然使用灵活方便,但是受续航时间、飞行高度等的影响,在大范围应用时受到一定的限制。本研究将小麦成熟度和植被指数关联,未来可通过高空遥感获取的

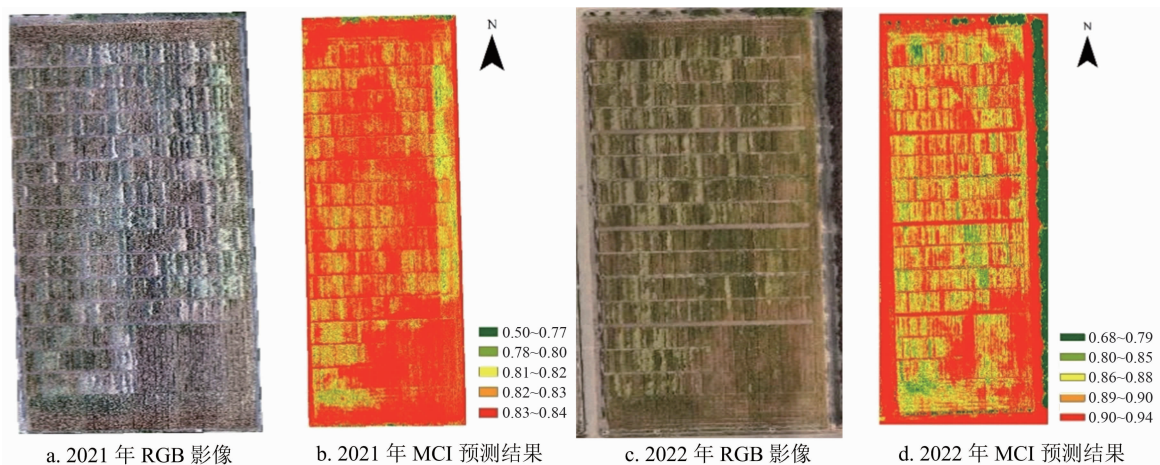


图7 2021 年和 2022 年 MCI 预测结果

植被指数图像反演小麦成熟度空间差异,为合理制订收割顺序提供依据。

随着大数据时代的到来,图像识别技术逐渐成为人工智能研究领域的热点。基于图像的采收成熟度识别在经济作物(如水果、蔬菜、烤烟等)上均有较多研究^[14-20]。梁帆等基于神经网络对油菜的成熟度等级进行了测定^[21];汪睿琪等基于 YOLO v5 构建了鲜烟叶成熟度识别模型,对于与背景颜色差异较大的目标果实,利用颜色特征提取图像中的目标果实区域是较为简单的方法^[22]。本研究基于 Lab 颜色特征对小麦不同成熟度颜色变化进行量化,构建小麦成熟度监测指标,用于小麦成熟度监测。成熟度监测指标不受地区环境、品种特性、栽培条件等的影响,具有广泛的适用性。此外,区域试验中小麦品种较多,成熟度差异明显,颜色丰富,为成熟度监测模型构建提供了大样本,模型普适性更好。

当下人工智能发展迅速,深度学习是其中最具有影响的关键技术。深度学习的特征提取效果能充分表征目标的本质属性,避免人为对目标的底层视觉特征的主观判断,在目标识别上具有很大的优异性^[23]。未来可结合深度学习的方法获取颜色特征,考虑更多的颜色特征信息,提高识别精确度。

参考文献:

- [1] 黄健熙,牛文豪,马鸿元,等. 卫星遥感和积温-辐射模型预测区域冬小麦成熟期[J]. 农业工程学报,2016,32(7):152-157.
- [2] Sakamoto T, Yokozawa M, Toritani H, et al. A crop phenology detection method using time-series MODIS data[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 96(3/4):366-374.
- [3] 蒙继华,吴炳方. 基于卫星遥感预测作物成熟期的可行性分析

- [J]. 遥感技术与应用,2013,28(2):165-173.
- [4] 蒙继华,吴炳方,杜鑫,等. 基于 HJ-1A/1B 数据的冬小麦成熟期遥感预测[J]. 农业工程学报,2011,27(3):225-230.
- [5] Han-ya I, Ishii K, Noguchi N. Acquisition and analysis of wheat growth information using satellite and aerial vehicle imageries[C]// China Agricultural University, China National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Asian Conference on Precision Agriculture, International Federation for Information Processing, Luxembourg. Proceedings of the Joint International Agricultural Conference. Beijing, 2009:84-89.
- [6] 杜颖. 基于多源遥感数据的冬小麦灌浆进程及成熟度监测研究[D]. 扬州:扬州大学,2019.
- [7] 周立鸣,邵小龙,徐文. 基于消费级无人机监测水稻成熟度研究[J]. 粮食科技与经济,2019,44(12):44-48.
- [8] 梁博明,刘新,郝媛媛,等. 基于 5 种植被指数的荒漠区植被生物量提取研究[J]. 干旱区研究,2023,40(4):647-654.
- [9] 符运阳,郭胜娜,王兵,等. 基于 LAB 颜色空间的植物病变区域提取[J]. 电子世界,2017(20):105-106.
- [10] 许高建,沈杰,徐浩宇. 基于 Lab 颜色空间下的小麦赤霉病图像分割[J]. 中国农业大学学报,2021,26(10):149-156.
- [11] 牛亚晓,张立元,韩文霆. 基于 Lab 颜色空间的棉花覆盖度提取方法研究[J]. 农业机械学报,2018,49(10):240-249.
- [12] 张秀丽,周湘铭,赵任重,等. 基于 3 种不同颜色空间的作物行提取方法比较研究[J]. 江苏农业科学,2023,51(10):211-219.
- [13] 曹英丽,林明童,郭忠辉,等. 基于 Lab 颜色空间的非监督 GMM 水稻无人机图像分割[J]. 农业机械学报,2021,52(1):162-169.
- [14] 党森,库祥臣. 基于 ARM 的杏果成熟度检测和体积估计系统研究[J]. 农机化研究,2021,43(5):230-234.
- [15] 李天华,孙萌,丁小明,等. 基于 YOLO v4 + HSV 的成熟期番茄识别方法[J]. 农业工程学报,2021,37(21):183-190.
- [16] 刘剑君,杨铁钊,朱宝川,等. 基于数字图像数据的烤烟成熟度指数研究[J]. 中国烟草学报,2013,19(3):61-66.
- [17] 刘晓洋,赵德安,贾伟宽,等. 基于超像素特征的苹果采摘机器人果实分割方法[J]. 农业机械学报,2019,50(11):15-23.

王振兴,刘 东,王 敏. 基于 GEE 平台和多维特征优选的粮食作物提取——以西辽河流域为例[J]. 江苏农业科学,2023,51(21):200-208.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2023.21.031

基于 GEE 平台和多维特征优选的粮食作物提取 ——以西辽河流域为例

王振兴,刘 东,王 敏

(中国科学院大学资源与环境学院,北京 100049)

摘要:快速准确地掌握作物种植类型和布局,对农业生产和管理具有重要意义。选取西辽河流域为研究区,基于 Google Earth Engine(GEE)云平台,以 Landsat 和 MODIS 影像作为数据源,构建时序 NDVI、物候参数、光谱指数、反射率及地形因子等多维特征。分别采用随机森林、支持向量机、分类回归树等方法,对比不同特征和分类器组合,选择优选特征和随机森林分类器,完成西辽河流域玉米、大豆和水稻的提取。结果表明,基于 GEE 平台可快速构建作物识别的多维特征,进一步利用递归消除随机森林优选特征,当加入重要性前 30 位特征参数时,总体精度可基本达到最高。选择优选特征组合并基于随机森林模型进行训练分类,可以实现高效率、高精度的作物空间分布制图。在验证指标中总体精度、 κ 系数、统计 R^2 等验证指标均大于 0.9,说明作物识别精度较高。西辽河流域农作物主要沿河流两侧呈条带状分布,玉米是最主要的农作物类型,大豆、水稻种植面积较少。

关键词:西辽河流域;GEE 云平台;多维特征;作物识别;种植结构

中图分类号:S127 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2023)21-0200-09

我国是人口大国,粮食生产一直是党和国家工作的重中之重。准确及时地获取作物种植结构信息,可以为政府部门提供基础决策信息,提高农业生产的科学管理水平,对粮食安全和经济发展具有重要意义^[1-2]。农作物的种植结构是指区域内农作物的种类、面积和分布特征^[3]。遥感因具有观测范围广、时效高和成本低的优点,在农业应用中发挥了重要作用,成为获取作物空间分布信息的重要手段^[4]。农作物识别主要依据作物间光谱、时相、纹理等多种特征的差异,按照一定规则进行提取。原

先的土地分类仅用少量的波谱特征,在作物识别中难以区分光谱相似度较高的不同作物,而通过构建高维特征,如光谱指数、时间序列、后向散射、地形以及纹理等,能够体现出作物全方位、多元化的特征差异,可以有效提高作物的识别能力^[5-7]。牛乾坤等采用 Sentinel-2 影像,通过构建光谱特征、纹理特征和植被特征提取河套灌区作物的种植结构^[8]。杨泽航等将 Sentinel-2 影像与 MOD09GQ 影像进行时空融合,得到时间序列 NDVI 数据,可以增加作物生长信息并实现对黑河流域作物的早期识别^[9]。在样本有限的条件下,特征超过一定数量会影响模型性能和处理效率,降低分类精度。因此,需要选择适当数量和作用明显的特征。朱梦豪等通过改进 JM 距离,确定作物识别的最优特征组合,并获得高精度的作物分类结果^[10]。刘戈等使用 Relief F 算法在原始特征中选择出 24 个最优特征,

收稿日期:2023-02-21

基金项目:国家自然科学基金(编号:41671525)。

作者简介:王振兴(1998—),男,山东东营人,硕士研究生,从事农作物遥感识别研究。E-mail:wangzhenxing20@mails.ucas.ac.cn。

通信作者:刘 东,博士,副教授,从事资源环境遥感与区域发展研究。E-mail:lldking@ucas.ac.cn。

[18]路晓崇,杨 超,王松峰,等. 基于图像分析技术的烤烟上部叶采收成熟度判别[J]. 烟草科技,2021,54(5):31-37.

[19]王 菁,范晓飞,赵智慧,等. 基于 YOLO 算法的不同品种枣自然环境下成熟度识别[J]. 中国农机化学报,2022,43(11):165-171.

[20]冯俊惠,李志伟,戎有丽,等. 基于改进 Hough 圆变换算法的成熟番茄果实识别[J]. 中国农机化学报,2021,42(4):190-

196.

[21]梁 帆,杨莉莉,崔世钢,等. 基于神经网络的油菜成熟度等级视觉检测方法[J]. 江苏农业科学,2015,43(8):403-405.

[22]汪睿琪,张炳辉,顾 钢,等. 基于 YOLO v5 的鲜烟叶成熟度识别模型研究[J]. 中国烟草学报,2023,29(2):46-55.

[23]LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553):436-444.