

冬小麦光谱特征对灌溉活动的响应

靳宁¹, 张东彦², 秦明星³, 何亮⁴, 于强⁵

(1. 山西能源学院资源与环境工程系, 山西 晋中 030600; 2. 西北农林科技大学
陕西省农业信息感知与智能服务重点实验室, 陕西 杨凌 712100; 3. 山西农业大学
资源环境学院, 山西 太谷 030800; 4. 国家气象中心, 北京 100081; 5. 中国科学院
水利部水土保持研究所黄土高原土壤侵蚀与旱地农业国家重点实验室, 陕西 杨凌 712100)

摘要: [目的] 确定对作物水分状况和灌溉活动敏感的植被指数并建立估算模型, 为区域作物水分状况和区域尺度作物灌溉活动的动态监测提供技术支持。[方法] 2012—2016年连续开展了雨养、低灌溉和高灌溉3种水分处理的冬小麦田间试验, 基于观测的光谱反射率, 系统分析了451~2 400 nm波段范围内任意两波段组合构建的3种植被指数与叶片含水量之间的相关性, 筛选了对作物水分状况和灌溉活动响应敏感的波段和植被指数组合, 并建立了叶片含水量估算模型。[结果] 3种水分处理的光谱反射率在700~1 400 nm波段呈现高灌溉>低灌溉>雨养。可见光区域雨养和低灌溉处理的光谱反射率与叶片含水量呈显著负相关关系(平均 p 值为0.013 8, 0.016 9)。整体上光谱反射率从返青期到拔节期呈增加趋势, 从拔节期到收获期呈减小趋势, 对含水量敏感的波段主要集中在可见光和近红外区域。基于最优波段组合NDVI(1 191, 1 305)建立叶片含水量估算模型, 该模型可以解释叶片含水量变化的82%, 验证样本的 R^2 达到了0.77以上, 明显高于基于16个常见植被指数建立的模型, 仅依靠单一植被指数监测灌溉活动存在不确定性。[结论] 最优波段组合构建的NDVI植被指数对灌溉活动响应敏感, 建立的叶片含水量估算模型适用于该地区作物水分利用状况的评估。

关键词: 作物水分利用; 冠层光谱反射率; 波段组合; 植被指数; 灌溉活动

中图分类号: S127; S512

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2026)05-0325-12

Response of spectral characteristics of winter wheat to irrigation activities

Jin Ning¹, Zhang Dongyan², Qin Mingxing³, He Liang⁴, Yu Qiang⁵

(1. Department of Resources and Environment, Shanxi Institute of Energy, Jinzhong, Shanxi 030600, China; 2. Shaanxi Key Laboratory of Agricultural Information Perception and Intelligent Service, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China; 3. College of Resources and Environment, Shanxi Agricultural University, Taigu, Shanxi 030800, China; 4. National Meteorological Centre, Beijing 100081, China; 5. State Key Laboratory of Soil Erosion and Dryland Farming on the Loess Plateau, Institute of Water and Soil Conservation, Chinese Academy of Sciences and Ministry of Water Resources, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: [Objective] This study aims to identify vegetation indices sensitive to crop water status and irrigation activities and to develop estimation models, providing technical support for the dynamic monitoring of regional crop water status and crop irrigation activities at the regional scale. [Methods] Field experiments on winter wheat were conducted consecutively from 2012 to 2016 under three water treatments: rainfed, low irrigation, and high irrigation. Based on the observed spectral reflectance, three types of vegetation indices constructed from any two-band combinations within the 451~2 400 nm range were systematically analyzed for their relationships with leaf water content. Bands and vegetation index combinations sensitive to crop water status and irrigation activities were screened out, and leaf water content estimation models were established. [Results] Spectral reflectance under the

收稿日期: 2025-01-10

修回日期: 2025-10-30

接受日期: 2025-12-01

资助项目: 山西省基础研究计划自然科学研究面上项目(202203021221231); 山西省基础研究计划青年科学基金项目(202203021222331)

第一作者: 靳宁(1983—), 男, 山西襄汾人, 博士, 教授, 研究方向: 生态环境遥感和信息化研究。E-mail: jinn.13b@igsrr.ac.cn

通信作者: 于强(1962—), 男, 安徽阜阳人, 博士, 研究员, 研究方向: 气候变化与农业生态研究。E-mail: yuq@nwsuaf.edu.cn

<https://stbcyj.publish.founderss.cn>

three water treatments in the 700~1 400 nm range followed the order: high irrigation>low irrigation>rained. In the visible region, spectral reflectance under rainfed and low irrigation treatments showed significantly negative correlations with leaf water content (mean p values of 0.013 8 and 0.016 9, respectively). Overall, spectral reflectance increased from the greening stage to the jointing stage and decreased from the jointing stage to harvest. Bands sensitive to water content were mainly concentrated in the visible and near-infrared regions. An estimation model for leaf water content was developed based on the optimal band combination NDVI(1 191, 1 305). This model explained 82% of the variation in leaf water content, with R^2 exceeding 0.77 for validation samples, significantly higher than the models based on 16 common vegetation indices. Relying solely on a single vegetation index for monitoring irrigation activities entailed uncertainty. [Conclusion] The NDVI vegetation index constructed from the optimal band combination is sensitive to irrigation activities, and the established leaf water content estimation model is applicable for assessing crop water use status in this region.

Keywords: crop water use; canopy spectral reflectance; band combinations; vegetation index; irrigation activity

水分含量是反映作物水分胁迫生理状况的重要指标,水分亏缺直接影响作物的形态结构、生理生态过程以及最终产量。及时准确地监测并诊断作物水分利用状况,对于指导农田精准灌溉,改善作物水分利用效率具有重要的理论和实践意义。传统的作物水分状况监测诊断方法多采用土壤含水量、作物形态指标和生理指标、冠层温度和蒸散量等指标。这些指标在快速、准确地监测作物水分状况方面存在一些不足^[1-2]。农田灌溉通过改变土壤含水量影响作物叶片含水量、叶面积指数和叶绿素含量,这些参数的变化会引起作物光谱反射率的变化^[3-4]。因此,利用作物冠层光谱可以监测作物水分状况的变化,并利用这些信息开发更精确和可持续的灌溉技术^[5]。

近年来,众多研究者在利用遥感技术实现作物水分的实时监测和快速诊断方面开展了大量研究,作物冠层可见光、近红外和短波红外光谱反射率通常对作物水分状况较为敏感^[6]。Solgi等利用卫星遥感数据计算归一化植被指数、短波作物反射率指数和水分应力指数,评估灌溉管理对半干旱地区冬小麦冠层水分状况的影响^[7]。作物在近红外波段有明显的吸收谷,水分含量的改变会引起光谱反射率的变化,进而反映作物受到的水分胁迫状况。Ihuoma等利用光谱数据计算归一化植被指数、重归一化植被指数、优化土壤调整植被指数等植被指数分析不同水分胁迫水平下冠层反射率与水分胁迫指标之间的关系,发现多个植被指数是区分番茄植株水分胁迫程度的敏感指标^[8]。与叶片反射光谱不同,作物冠层光谱还受到冠层几何结构和土壤背景的综合影响。在冠层水平上,随着干旱程度的增加,近红外反射率降低,作物在灌溉后又能逐渐恢复到原来的水平,这些变化可以指示作物水分状况^[9]。现有研究多是在试验中设置不同的灌溉水平,分析不同水分处

理方式下作物光谱的变化特征,建立光谱数据和作物水分之间的估算模型^[10-11]。

很多学者在利用遥感数据估算作物叶片和冠层含水量方面已开展大量研究,构建多个表征作物含水量的指数^[12-13]。Salazar-Reque等利用航空RGB图像提取不同的植被指数监测梨园的营养和水分状况,结果表明修改后的绿红植被指数能够很好地监测作物的营养和水分状况^[14]。利用作物光谱特征开展作物水分状况的无损监测具有良好的可行性。由于作物类型、冠层结构和作物生长环境等的差异,冠层光谱对作物水分的响应还存在不确定性^[15]。作物灌溉活动的监测主要依赖于植被指数。González-Gómez等分析了持续亏缺灌溉、适度亏缺灌溉和严重亏缺灌溉对归一化植被指数和土壤调节植被指数等的影响,证明了遥感方法在评估杏仁对不同水分管理措施响应方面的适用性^[16]。已有水分敏感指数的可靠性及其对特定作物的适用性还需要做进一步的测试和验证^[17]。已有研究多集中在分析光谱数据和叶片含水量之间的关系,较少关注植被指数对灌溉活动响应的敏感性。因此,需要进一步筛选可以稳健反映作物含水量变化以及对灌溉活动响应敏感的光谱波段,以实现区域尺度作物灌溉活动的动态监测。

本研究以2012—2016年连续开展的3种水分处理(雨养、低灌溉和高灌溉)冬小麦田间试验为基础,利用ASD(Analytical Spectral Devices) FieldSpec Pro FR光谱辐射计测量冬小麦冠层反射率。对冠层光谱451~2 400 nm波段范围内任意两波段构建归一化(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)、比值(Ratio Vegetation Index, RVI)和差值(Difference Vegetation Index, DVI)植被指数,综合分析植被指数与叶片含水量之间的定量关系,筛选与冬小麦水分状况和灌溉活动密切相关的波段组合及植被指

数。在揭示植被指数对灌溉活动响应敏感性的基础上,探讨利用光谱信息提取作物灌溉时间的可行性,构建普适性较强的作物水分状况估算模型,以期为利用卫星遥感数据实现区域作物水分状况和区域尺度作物灌溉活动的动态监测提供技术支持。

1 研究方法 with 数据来源

1.1 试验设计和田间管理

田间试验在北京市昌平区小汤山镇国家精准农业研究示范基地进行(40°10′33.26″N,116°23′37.07″E)(图 1),研究区气候为典型的暖温带半湿润大陆性季风气候,年平均气温 11.5℃,最低气温-19.0℃,最高气温 40.5℃,年平均降水量为 625.0 mm。研究区内土壤类型为潮土,0—30 cm 土层中硝态氮含量为 3.16~14.82 mg/kg,全氮含量为 1.0~1.2 g/kg,有机质含量为 15.8~20.0 g/kg,有效磷含量为 3.14~21.18 mg/kg,速效钾含量为 86.83~120.62 mg/kg。于 2012 年 9 月—2016 年 6 月连续开展冬小麦生长季定量遥感观测与地面生化指标采集,试验过程中同步记录冬小麦生育期及田间管理措施。田间管理措施主要包括灌溉和施肥信息,其中灌溉方式为喷灌,施肥主要以尿素撒施为主。冬小麦 3 种水分处理的小区试验设置见表 1。

2013 年共有 32 个小区,均为灌溉处理;2014 年有 16 个小区,其中 4 个为雨养处理,8 个为低灌溉处理,4 个为高灌溉处理,低灌溉的水量为高灌溉的一半;2015 年和 2016 年分别有 48 个小区。试验小区的大小为 6 m×8 m。本研究的主要内容如图 2 所示。

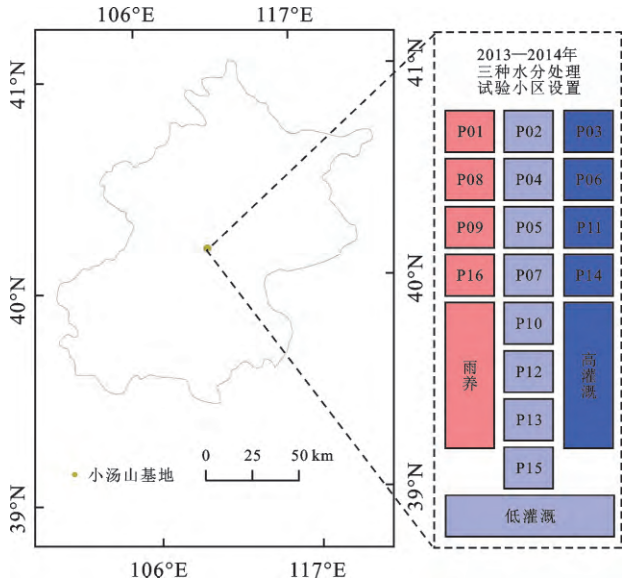


图 1 试验点位置及水分管理的小区设置
Fig. 1 Location of experimental site and plot layout of water management

表 1 2012—2016 年冬小麦田间灌溉、施肥管理信息
Table 1 Irrigation and fertilization management information for winter wheat (2012—2016)

年份	时间	管理	施用量	年份	时间	管理	施用量
2013	2012-09-25	施肥	0/114/228/456	2015	2014-09-28	施肥	0/98/196/294
	2013-04-19	施肥	0/114/228/456		2015-04-09	施肥	0/98/196/294
	2012-10-13	灌溉	25		2014-10-20	灌溉	25
	2013-04-19	灌溉	72		2015-04-09	灌溉	0/66/132
	2013-05-08	灌溉	45		2015-04-30	灌溉	0/66/132
	2013-06-03	灌溉	45		2015-05-22	灌溉	0/60/120
2014	2013-09-30	施肥	130/130/130/130	2016	2015-09-26	施肥	18/54/99/144
	2014-04-15	施肥	0/98/196/294		2016-04-12	施肥	0/36/81/126
	2013-10-17	灌溉	25		2016-03-26	灌溉	85
	2014-04-16	灌溉	0/50/100		2016-04-22	灌溉	112
	2014-05-09	灌溉	0/36/72		2016-05-23	灌溉	60
	2014-05-31	灌溉	0/60/120				

注:施肥单位为 kg/hm²,灌溉单位为 mm。

1.2 地面高光谱数据的采集

采用美国 FieldSpec Pro FR 型光谱仪(ASD Inc., Boulder, Colorado, USA)(300~2 500 nm)测量冬小麦冠层的光谱反射率。其中 350~1 000 nm 范围内分辨率为 1.4 nm,1 000~2 500 nm 为 2 nm,光谱重采样为 1 nm。选择晴朗无云的天气,于北京时间 10:00—14:00 对代表性的植株进行光谱测定,在每个试验小区选择代表性区域作为一个样点。测定前

用白板标定仪器,测定时传感器探头向下,距离冠层的垂直高度为 1.3 m,传感器视角为 25°。在测量反射率之前和之后分别用白板对光谱仪进行校正。为了减少天空和田间条件对光谱测量的影响,每个样点重复进行三次观测,每次观测采集 10 条光谱数据,取其均值作为该样点的光谱数据。

1.3 冬小麦水分指标测定

选用叶片含水量作为植被水分的表征指标,叶片

含水量由等效水厚度 EWT 代表。光谱测定时同步对冬小麦进行采样,每个小区随机选取表征小区平均长势的 10 株单茎,分为顶部第一叶、顶二叶、顶三叶、顶四叶、余叶、茎秆和穗。快速分样后立即装入已称重的自封袋中,带回室内称取各部分鲜重后,再置于烘箱 105 ℃ 杀青 30 min,随后在 75 ℃ 下烘干约 24~48 h 至恒重后称干重;当重量不再变化时,记录观测数据并计算平均值。等效水厚度 EWT 的计算公式如下:

$$EWT = \frac{m_{FW} - m_{DW}}{A} \quad (1)$$

式中: m_{FW} 为样品植株叶片鲜质量(g); m_{DW} 为干质量(g); A 为植株叶面积(cm^2)。

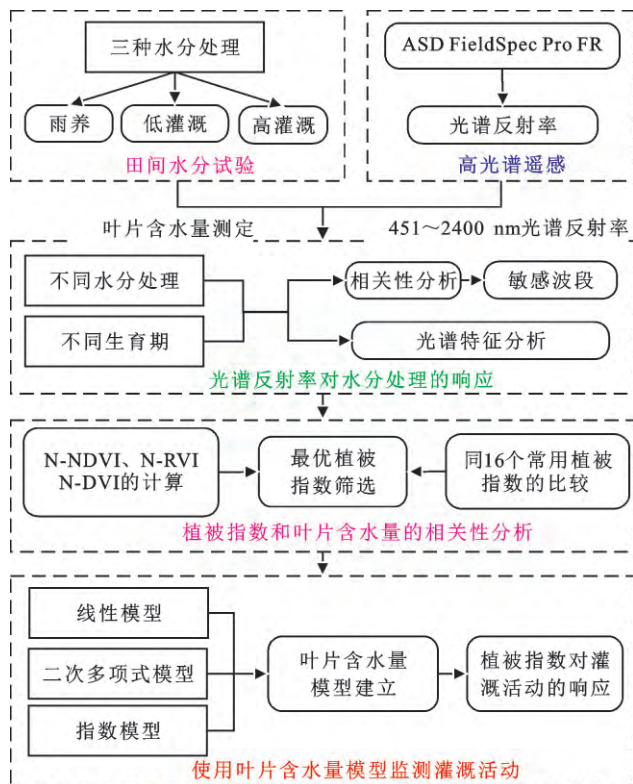


图 2 研究流程

Fig. 2 Study flowchart

1.4 植被指数和叶片含水量模型

植被指数是光谱数据经线性和非线性组合形成表征地物变化的一种指标。通过两波段或多波段组合构建光谱指数可以充分利用各波段的信息,一定程度上降低外界环境因素的影响。本研究在 451~2 400 nm 波段范围内,对所获得的光谱反射率数据进行任意两波段组合,构建 NDVI、RVI 和 DVI 植被指数。

$$NDVI = (R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2}) / (R_{\lambda_1} + R_{\lambda_2}) \quad (2)$$

$$RVI = R_{\lambda_1} / R_{\lambda_2} \quad (3)$$

$$DVI = R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2} \quad (4)$$

式中: R_{λ_1} 和 R_{λ_2} 分别为 451~2 400 nm 波段范围内任意两个波段的光谱反射率。将构建的植被指数同叶片

含水量进行相关分析,筛选相关系数最大的植被指数,基于训练样本建立线性和非线性的叶片含水量估算模型,以独立的预测样本检验模型的预测能力。

为了进一步评估构建的植被指数对叶片含水量估算的能力,本研究筛选的常见植被指数如表 2 所示。

表 2 高光谱植被指数

Table 2 Hyperspectral vegetation indices

缩写形式	公式	参考文献
NDII	$(R_{850} - R_{1650}) / (R_{850} + R_{1650})$	[18]
NDI1	$(R_{835} - R_{1650}) / (R_{835} + R_{1650})$	[19]
NDWI2130	$(R_{858} - R_{2130}) / (R_{858} + R_{2130})$	[20]
NDWI1240	$(R_{860} - R_{1240}) / (R_{860} + R_{1240})$	[21]
NDWI1260	$(R_{870} - R_{1260}) / (R_{870} + R_{1260})$	[22]
NDVI	$(R_{858} - R_{648}) / (R_{858} + R_{648})$	[23]
WI	R_{900} / R_{970}	[24]
WBI	R_{970} / R_{900}	[24]
SRWI1	R_{858} / R_{1240}	[25]
SRWI2	R_{1070} / R_{1340}	[22]
SRWI3	R_{678} / R_{1070}	[22]
SRWI4	R_{880} / R_{1265}	[22]
MSI	R_{1600} / R_{820}	[26]
MSI1	R_{870} / R_{1350}	[26]
MSI2	R_{1650} / R_{835}	[26]
SIWSI	$(R_{858} - R_{1640}) / (R_{858} + R_{1640})$	[27]

2 结果与分析

2.1 冬小麦叶片光谱和含水量之间的关系分析

2.1.1 冬小麦叶片含水量随生育期的变化特征 以 2013—2014 年为例,图 3 展示了 3 种水分处理(雨养、低灌溉和高灌溉)下冬小麦叶片含水量随生育期的变化。随着生育期的推移,冬小麦叶片含水量呈现先升高,后降低(挑旗期含水量最大)的变化特征。3 种水分处理的冬小麦叶片含水量差异明显,总体上呈现高灌溉>低灌溉>雨养的变化特征,叶片含水量与水分处理方式密切相关。

2.1.2 3 种水分处理的各生育期光谱特征 冬小麦冠层高光谱在不同生育期呈现不同的变化规律,但总体上具有相似性(图 4)。可见光、近红外的反射光谱与植被的色素,特别是叶绿素关系密切。3 种水分处理方式下,冬小麦的光谱反射率在可见光、近红外以及短波红外区域呈现不同的变化特征。可见光波段表现为返青期>收获期>拔节期>其他生育期,3 种水分处理之间的差别不大。差异较明显的波段范围为 700~1 400 nm,其反射率总体呈高灌溉>低灌溉>雨养、拔节期>挑旗期>返青期>开花期>灌

浆期>收获期的变化特征。其原因一方面在于近红外波段反射率主要受叶片结构的影响;另一方面,水分胁迫会显著抑制叶绿素的形成,叶绿素含量降低可导致相关波段反射率下降^[28]。

以整个生育期为例,在可见光区域雨养和低灌溉处理的叶片光谱反射率与叶片含水量呈显著负相关关系(雨养平均 p 值为0.013 8,低灌溉平均 p 值为0.016 9),高灌溉处理的平均 p 值为0.200 1。低灌溉水平下通过显著性检验的波段数多于高灌溉处理。近红外短波波段和叶片含水量整体上呈显著正相关关系(平均 p 值为 1.9877×10^{-11})。近红外长波波段和叶片含水量整体上呈现显著负相关关系(平均 p 值为0.016 8),且低灌溉水平的波段多于高灌溉水平(图略)。不同生育

期和水分处理下,冬小麦光谱和叶片含水量之间通过显著性检验的波段存在较大差异,表明利用单一波段估算叶片含水量具有较大不确定性。

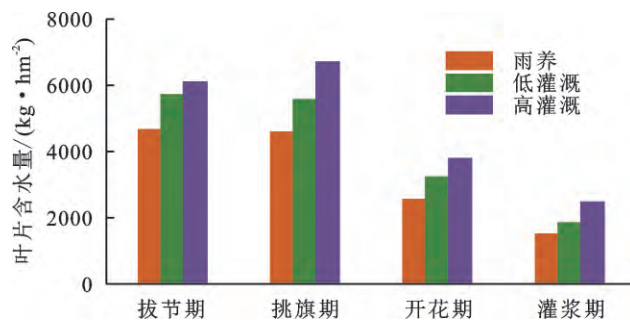


图3 3种水分处理的冬小麦叶片含水量随生育期的变化
Fig. 3 Variations of leaf water content with growth stages for winter wheat under three water treatments

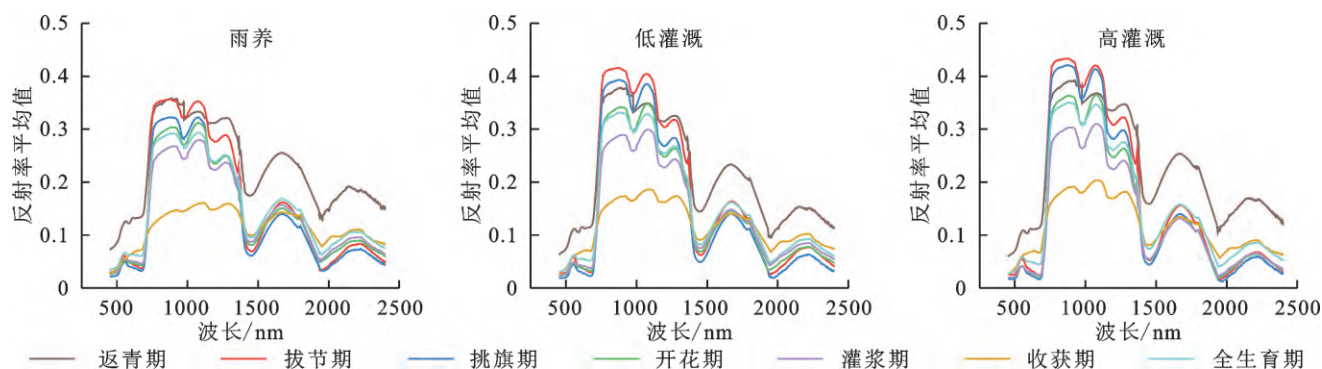


图4 2013—2014年3种水分处理的各生育期冬小麦光谱特征

Fig. 4 Spectral characteristics of winter wheat at each growth stage under three water treatments (2013—2014)

返青期到拔节期,叶片光谱呈增加趋势;拔节期过后,光谱反射率呈下降趋势,到成熟期降至最低。以抽穗期为例,冬小麦冠层光谱对水分胁迫的响应特征存在差异。随着水分胁迫程度加重,可见光波段反射率升高,短波近红外波段反射率迅速降低,长波近红外波

段反射率升高,表明近红外相关波段对监测水分胁迫变化具有较高敏感性。不同生育期3种水分处理下,可见光波段反射率在返青期最大;短波近红外波段反射率在拔节期最大,成熟期最小;长波近红外波段反射率在返青期最大,成熟期最小(图5)。

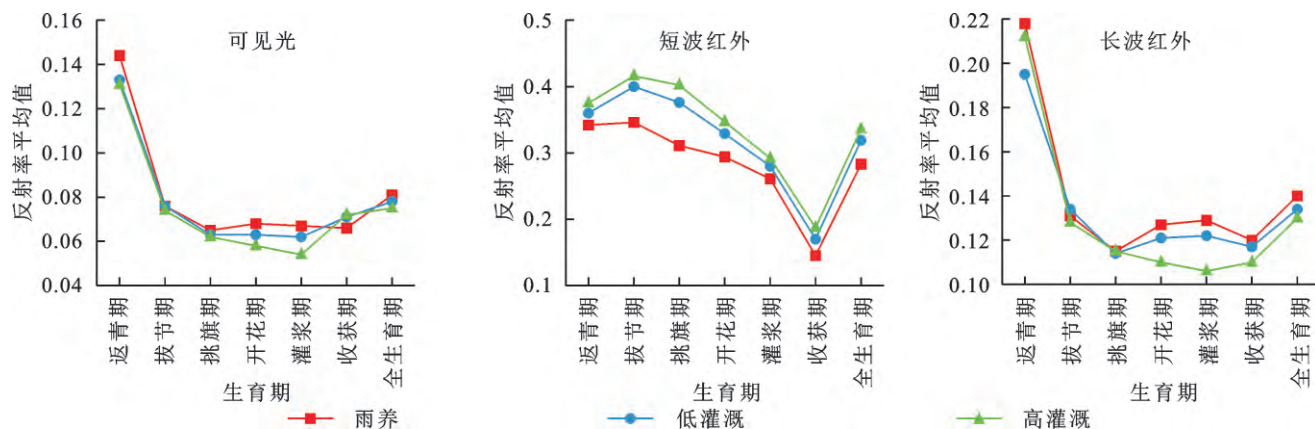


图5 2013—2014年不同生育期3种水分处理的叶片的光谱响应

Fig. 5 Spectral response of leaves under three water treatments at different growth stages (2013—2014)

2.1.3 不同叶片含水量的高光谱特征 将叶片含水量由高到低分为 $>8\ 000\ \text{kg}/\text{hm}^2$ (Level 5), $6\ 000\sim 8\ 000\ \text{kg}/\text{hm}^2$ (Level 4), $4\ 000\sim 6\ 000\ \text{kg}/\text{hm}^2$ (Level 3), $2\ 000\sim 4\ 000\ \text{kg}/\text{hm}^2$ (Level 2)和 $<2\ 000\ \text{kg}/\text{hm}^2$

(Level 1)五组,将各组光谱反射率取平均后得到代表不同含水量水平的冠层反射光谱曲线(图6)。不同叶片含水量的冬小麦叶片光谱曲线的形状大体相似,均存在着明显的吸收谷和反射峰。随着植株含水量

的增加,不同波段范围的冬小麦反射光谱表现不同。可见光区域主要受叶绿素等色素含量的影响,光谱反射率随水分含量的增加而降低,不同水分处理之间的光谱曲线差异较小。在 680~760 nm 红边区域反射光谱曲线急剧上升。740~1 340 nm 波段,随着植株

含水量增加,冬小麦冠层光谱反射率呈现增加趋势。在 700~1 300 nm 近红外区域,叶片光谱反射率趋于稳定,且呈现出叶片含水量越大,对应的光谱反射率越小的变化特征。1 900~2 500 nm 短波红外区域,光谱反射率随着水分含量的增加而降低。

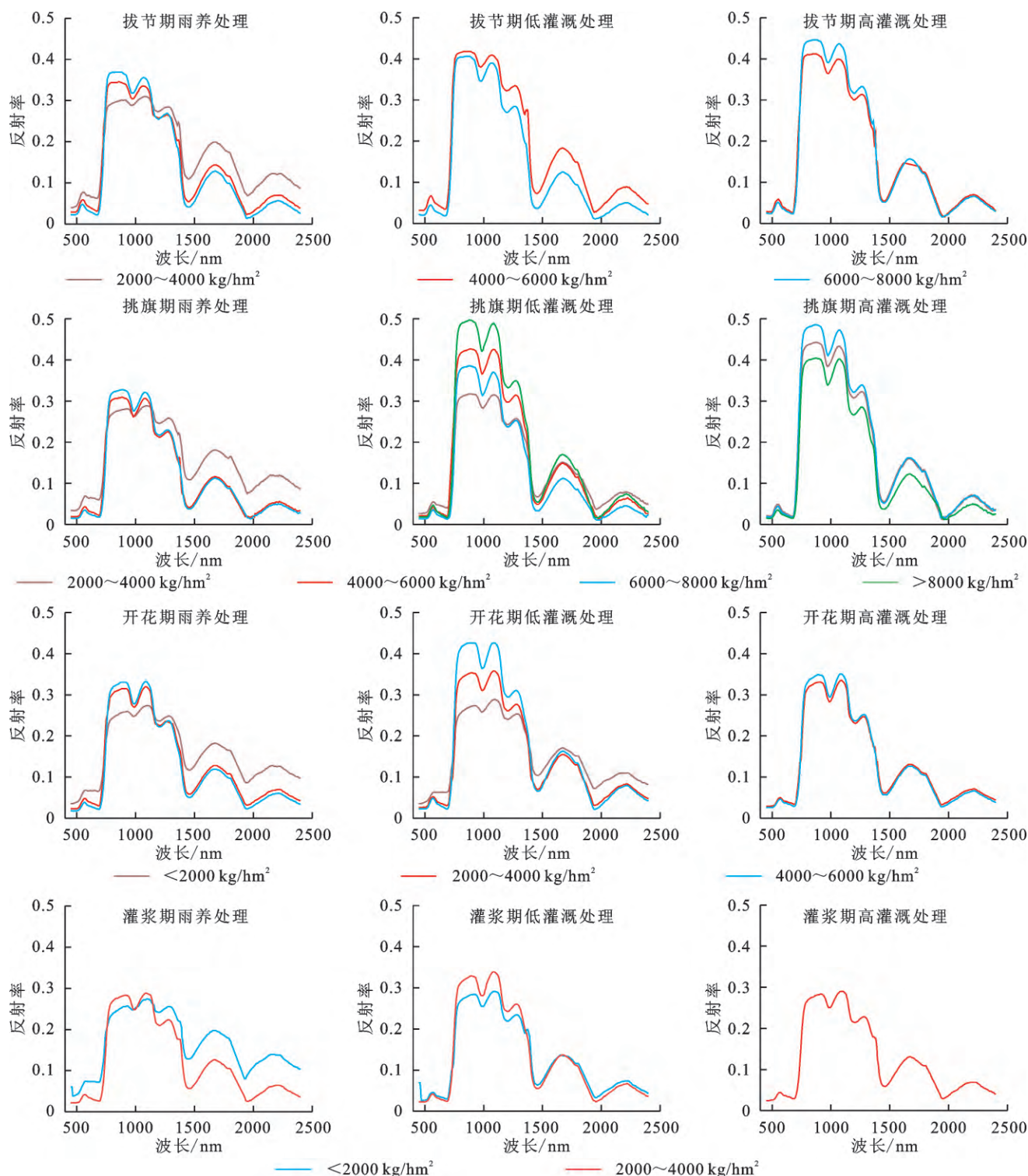


图 6 不同生育期和 3 种水分处理的冬小麦叶片光谱

Fig. 6 Leaf spectra of winter wheat at different growth stages and under three water treatments

2.1.4 叶片光谱反射率对灌溉活动的响应 3 种水分处理下,冬小麦在灌溉前后具有相似的光谱特

征,差异较明显的波段位于 800~1 400 nm。整体上,光谱反射率表现为高灌溉>低灌溉>雨养;多

数情况下,灌溉前的反射光谱大于灌溉后的反射光谱(图7)。第三次灌水后,由于冬小麦处于生育后期,灌水前后光谱反射率的变化不像前两次灌溉时那么明显。3种水处理方式下,灌水前后可见光

波段的光谱反射率变化不一致。750~1 400 nm波段灌水前的光谱反射率大于灌水后的光谱反射率,1 500~2 400 nm波段的光谱反射率变化特征与可见光波段类似(图8)。

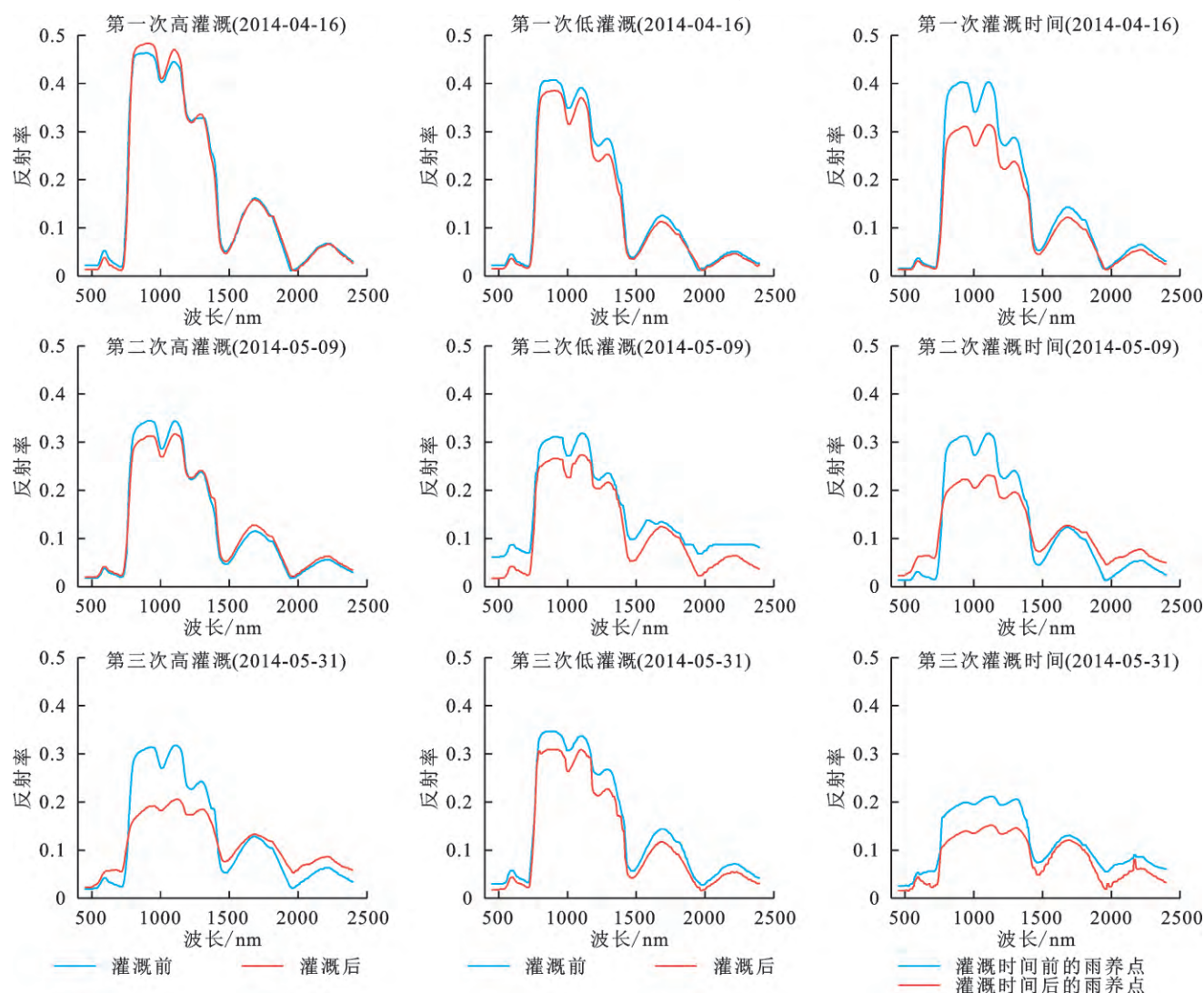


图7 三次灌溉前后冬小麦光谱反射率变化特征

Fig. 7 Variation characteristics of spectral reflectance of winter wheat before and after three irrigation activities

2.2 波段组合的植被指数

通过N-NDVI分布图分析冬小麦叶片含水量与波段两两组合构建的N-NDVI之间的关系,筛选敏感波段和最优波段组合,其中451~2 400 nm波段范围内任意两波段组合构建的N-NDVI共有1 950×1 950个。图9是雨养处理的冬小麦返青期、拔节期、抽穗期、开花期、灌浆期和收获期N-NDVI计算结果(低灌溉和高灌溉的结果类似,图略),其中横坐标、纵坐标均为作物的高光谱反射率数据,波长范围为451~2 400 nm,横、纵坐标轴构成的二维空间所对应的点为任意两波段和₂组合计算的N-NDVI值。不同生育期和水分处理的N-NDVI具有相似的分布特征,高值区主要分布在700~1 400 nm和451~500 nm组合

的附近。N-RVI和N-DVI的处理方法与N-NDVI相同(图略)。不同生育期N-RVI的变化特征相似,高值区主要分布在700~1 400 nm和451~650 nm组合附近。N-DVI在不同生育期的变化特征相似,高值区主要分布在700~1 400 nm和451~650 nm组合附近,以及1 400~2 400 nm和700~1 400 nm组合附近。

2.3 冬小麦叶片含水量与植被指数的定量关系

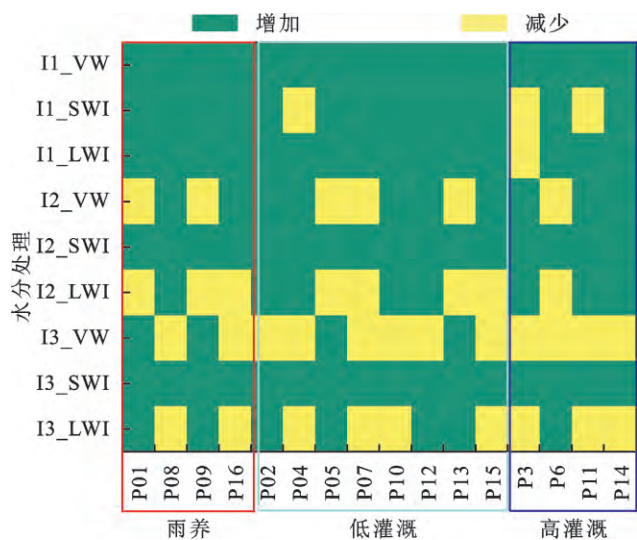
本研究计算了451~2 400 nm范围内光谱波段两两组合构建的N-NDVI, N-RVI和N-DVI植被指数,系统分析了这些植被指数与冬小麦叶片含水量的相关性。结果显示, N-NDVI对叶片含水量的估算效果最好。以NDVI为例,图10为植被指数组合和叶片含水量之间的相关系数等值线图,相关系数沿对角

线对称分布,不同生育期和3种水分处理的植被指数和叶片含水量相关性大的波段区域基本一致。其中,1 191 nm和1 305 nm两个波段计算的NDVI与叶片含水量相关性最大($R=0.896$),DVI的最佳波段组合为1 196 nm和1 305 nm($R=0.891$),RVI的最佳波段组合为1 191 nm和1 305 nm($R=0.893$)。因此,NDVI(1 191,1 305)为筛选出的最优波段组合,并用于建立冬小麦叶片含水量估算模型。

2.4 冬小麦叶片含水量估算模型

以训练集样本为数据源,以NDVI指数为自变量建立叶片含水量估算模型,所建立的反演模型如表3所示。以模型的决定系数 R^2 和均方根误差RMSE对各指数进行筛选,反演结果较好的波段组合为1 191 nm和1 305 nm。其中,二次多项式模型的反演结果最好($R^2=0.808$, RMSE=963)。利用构建的叶片含水量估算模型,对192份测试样本的估算值和实测值进行回归拟合。结果表明,拟合模型的 R^2 和回归线斜率均接近1,所建立的叶片含水量估算模型对测试样本具有较高的预测精度。二次多项式模型对叶片

含水量估算的鲁棒性略优于线性模型,且明显优于指数模型(图11)。



注:I1,I2和I3分别代表第一、二和三次灌溉。VW=可见光波段,SWI=短波近红外波段,LWI=长波近红外波段。

图8 灌溉前后冬小麦叶片光谱反射率变化趋势
Fig. 8 Change trends of spectral reflectance of winter wheat leaves before and after irrigation activities

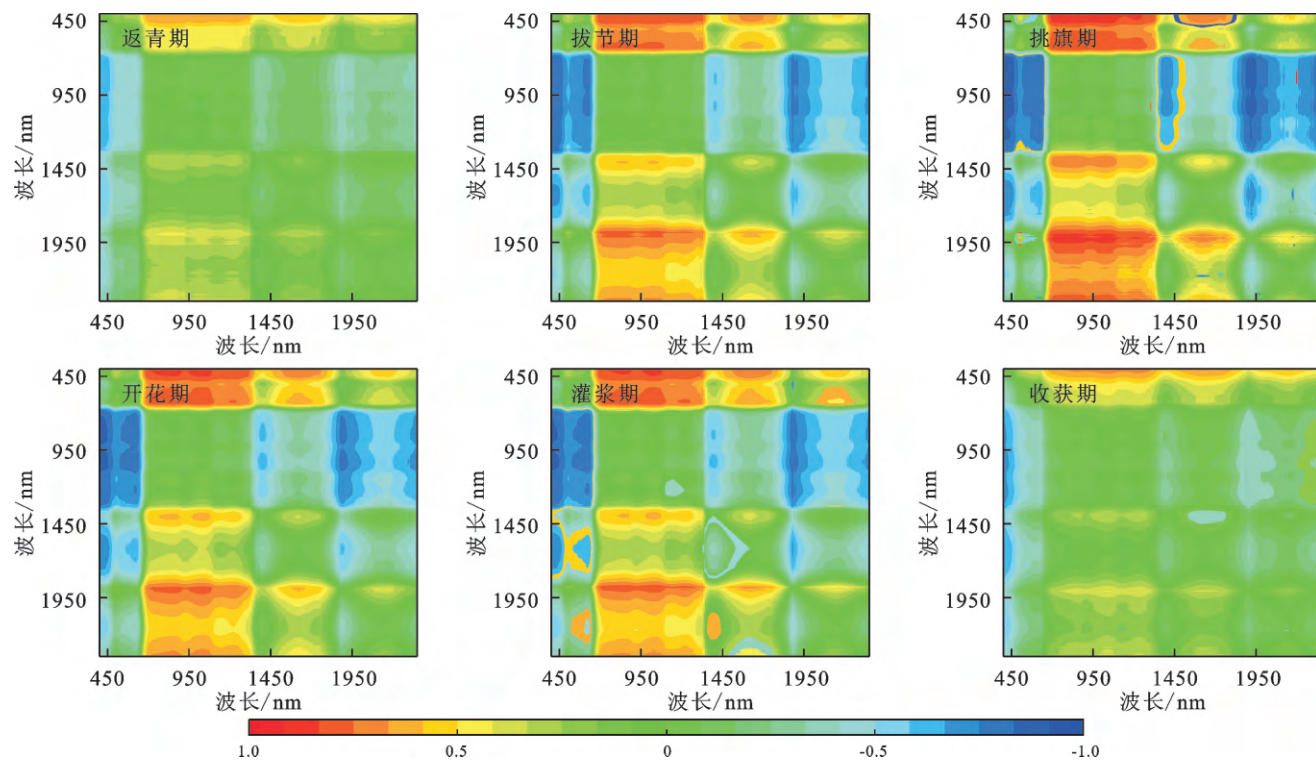


图9 雨养冬小麦N-NDVI的分布
Fig. 9 Distribution of N-NDVI for rainfed winter wheat

基于敏感光谱波段(1 191,1 305 nm)构建NDVI,DVI和RVI植被指数,在此基础上利用随机森林算法进行叶片含水量估算模型的建立与测试,该模型有较好的泛化能力且能够较好地避免植被指数之间多重共线性导致的模型性能下降。结果表明,基于随机森林算法估算的叶片含水量与观测值之间的决定系数

为0.79,相对均方根误差为24.1%,这与前面构建的显式模型的精度相当,机器学习算法为黑箱过程且并未明显提升叶片含水量的预测精度。

2.5 同常见植被指数的比较

为了进一步评估本研究筛选的植被指数建立的叶片含水量估算模型的性能,选择16个常见植被指数

建立叶片含水量估算模型,计算拟合决定系数 R^2 以及均方根误差RMSE(表略)。结果表明,与叶片含水量相关性较好的植被指数为NDII1,其建立的指数模型最好($R^2=0.730$, $RMSE=1\ 307$),其余植被指数建立的估算模型的 R^2 均较小,表明这些植被指数用于估算叶片含水量时存在一定的局限性。基于1 191 nm和

1 305 nm波段构建的NDVI叶片含水量估算模型表现较好,建模 R^2 和检验 R^2 均在0.77以上,RMSE为963,明显优于常见植被指数建立的模型。本研究建立的冬小麦叶片含水量估算模型不但简单可靠,而且适用性强,可以为便携式水分监测仪器的研发提供敏感波段选择。

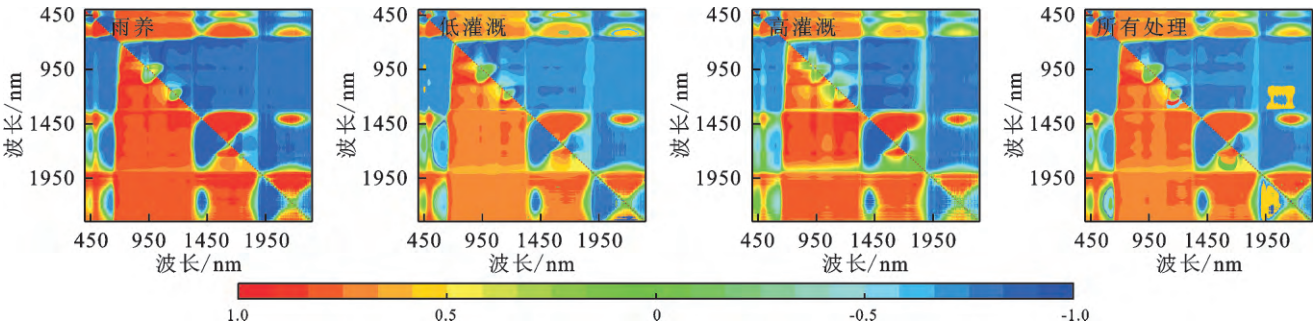


图 10 雨养、低灌溉、高灌溉和所有处理的叶片光谱两波段组合NDVI与叶片含水量的相关系数
Fig. 10 Correlation coefficients between two-band N-NDVI of leaf spectral combinations and leaf water content for rainfed, low irrigation, high irrigation, and all treatments

表 3 基于特征指数的冬小麦叶片含水量估算模型结果

Table 3 Results of estimation models for winter wheat leaf water content based on feature indices

特征指数	模型	拟合 R^2	验证 R^2	验证 RMSE
NDVI(1 191,1 305)	$y=2.085E+05x+4.191E+03$	0.803	0.803	975
	$y=1.688E+06x^2+2.136E+05x+4.043E+03$	0.808	0.808	963
	$y=3.491E+03\exp(66.445x)$	0.823	0.772	1128

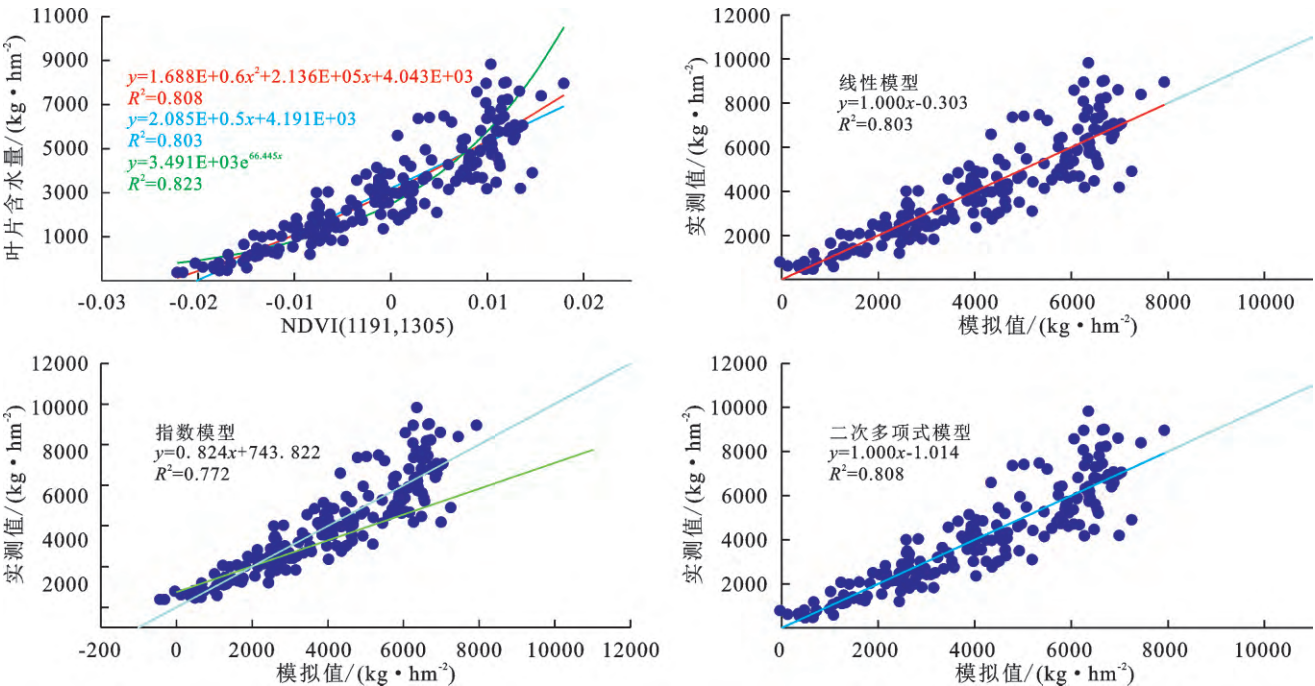
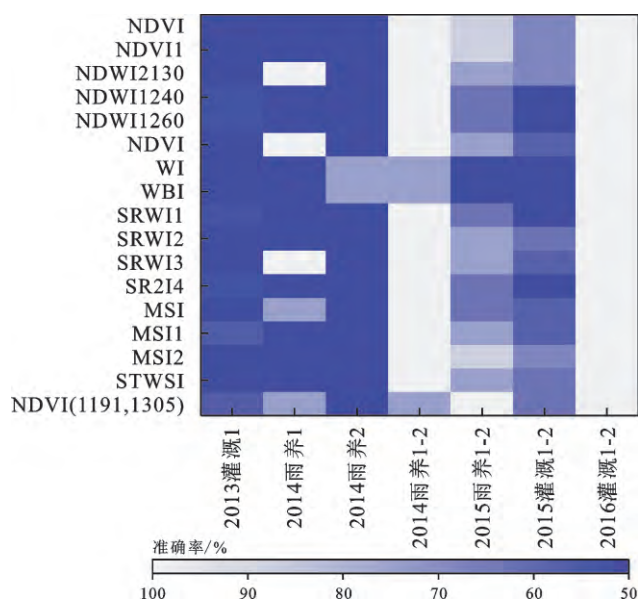


图 11 基于NDVI(1 191,1 305)指数的冬小麦叶片水分含量的估算

Fig. 11 Estimation of winter wheat leaf water content based on NDVI(1 191, 1 305)

利用2012—2016年冬小麦生长季光谱观测数据计算17个植被指数,将每次灌溉后的植被指数减去灌溉前的植被指数,植被指数的增减分别用+1和-1表示。对历年3种水分处理的植被指数的增减结果进行累加,筛选对灌溉活动敏感的植被指数。整

体上,17个植被指数的灌溉预测平均准确率为80%,排除2014年和2016年的数据,预测的平均准确率可以达到90%(图12)。需要注意的是,2014年和2016年灌溉活动识别的平均准确率为50%,这表明利用植被指数识别年际灌溉活动仍存在一些不确定性。



注:2013年的灌溉1代表第一次灌溉活动结果的累积。2014年的雨养1表示旱作小麦按第一次灌溉活动时间累积的结果;雨养2与雨养1相同,但用于第二次灌溉活动;灌溉1-2表示灌溉小麦两次灌溉活动结果的累积。2015年的雨养1-2表示旱作小麦按两次灌溉活动时间的结果累积。2015年和2016年的灌溉1-2处理方式与2014年灌溉1-2处理方式相同。

图12 17个植被指数对灌溉活动的响应

Fig. 12 Responses of 17 vegetation indices to irrigation activities

3 讨论

3.1 植被指数监测作物灌溉活动的潜力

高光谱技术在监测作物水分状况方面得到广泛应用^[10],已有研究多集中在分析不同水分处理导致的叶片含水量的变化,以及对应的叶片光谱反射率变化特征,并利用光谱数据建立叶片含水量估算模型^[7-9,11]。Ihuoma和Madramootoo,Salazar-Reque等评估了不同水分管理措施下作物植被指数的变化^[8,14]。已有研究缺乏对植被指数响应灌溉活动的关注,即根据光谱数据的变化监测作物生育期灌溉活动的开展。本研究评估植被指数对灌溉活动响应的敏感性,相关工作作为后续开展区域尺度灌溉活动的监测提供技术支持。需要注意的是,2014年和2016年利用植被指数正确识别灌溉活动的准确率为50%,这表明仅使用植被指数监测年际灌溉活动仍存在一些不确定性。因此,有必要引入更多因素来监测灌溉活动,在植被指数的基础上增加与作物水分状况密切相关的因素,如冠层温度、蒸散发和土壤水分等,克服单一因素的不足,提高遥感数据监测灌溉活动的鲁棒性^[12]。

3.2 叶片含水量估算模型准确率的影响因素

作物含水量信息的及时获取是评估作物水分状况以及制定灌溉策略的前提条件,筛选准确估算作物含水量的植被指数具有重要意义。使用单一波段

的光谱反射率难以全面、准确地估算作物水分状况。一般认为,WBI,NDWI,MSI和NDII等常见植被指数是评估作物水分含量的良好指标^[29],González-Gómez等分析了不同水分管理措施对多个植被指数的影响,指出已有水分敏感指数的可靠性仍需进一步测试和验证^[16]。本研究利用多个波段反射率构建植被指数有利于充分利用植被的有效光谱信息,一定程度上降低外界因素的影响,提高作物水分估算的准确性。将常见的植被指数应用于本研究时发现其对叶片含水量的预测效果不佳,可能是由于这些植被指数是基于特定作物叶片提出的,这些叶片的表层及叶肉结构与冬小麦的叶片差异较大。另一方面,这些指数都涉及近红外区域的光谱波段,而近红外区域的反射光谱特征不仅受水分自身吸收的影响,还受木质素、纤维素等叶片结构成分的影响^[10]。

3.3 本研究的不足与展望

本研究通过分析451~2400 nm任意两波段组合的NDVI,RVI和DVI植被指数与叶片含水量之间的关系,构建的NDVI指数用于叶片含水量的估算具有较高的敏感性和稳定性。利用多个光谱波段开发植被指数有助于最大限度地利用有效光谱信息,减少外部因素的影响,提高作物水分估算的准确性^[30]。Solgi等构建多个植被指数并分析植被指数和含水量之间的相关性^[7],本研究受限于篇幅并没有参照其他形式的植被指数对不同波段反射率进行组合,光谱信息有待进一步挖掘。谢坪良等^[11]采用全子集筛选法筛选出敏感的植被指数,再结合3种机器学习方法构建气孔导度模型评估水分胁迫的影响。本研究对于叶片含水量的估算模型只采用了线性、二次多项式和指数形式,这些统计模型一定程度上不能充分利用植被指数的信息。后续研究需要筛选敏感植被指数组合,在此基础上采用机器学习方法如随机森林等建立叶片含水量估算模型,以便深入挖掘不同波段组合的信息。本研究的结果是否适用于农业生产中灌溉活动的监测还需要进一步结合调查数据进行验证。构建的最佳植被指数以及叶片含水量估算模型适用于冬小麦,是否适用于其他作物以及其他区域还需要通过对不同生态点和栽培品种的检验和完善,以提高其适用性和预测精度。

4 结论

(1) 3种水分处理的冬小麦叶片光谱反射率差异明显,叶片含水量的敏感光谱波段位于近红外和短波红外区域。1191 nm波段和1305 nm波段组合的NDVI指数与叶片含水量的相关性较好($R=0.896$),研究的开

展为作物水分状况监测提供了敏感波段选择。

(2)本研究在对叶片光谱和含水量数据进行分析的基础上,基于最优波段组合NDVI(1 191,1 305)建立了3种叶片含水量估算模型,其中二次多项式模型表现较优($R^2=0.808$,RMSE=963),对测试样本具有较高预测精度。

(3)本研究评估了植被指数对灌溉活动响应的敏感性。整体上,17个植被指数对灌溉活动识别的平均准确率约为80%,排除2014年和2016年的数据后其准确率可达90%。其中,NDVI(1 191,1 305)在叶片含水量估算中表现出较高敏感性和稳定性,具有监测作物灌溉活动的潜力。研究结果可以为研发便携式叶片含水量田间监测设备以及开展区域尺度灌溉活动的监测提供技术支持。

参考文献(References):

- [1] Ndlovu H S, Odindi J, Sibanda M, et al. Assessing neglected and underutilised taro crop water status using physiological indicators and UAV multi-modal thermal-multispectral data[J]. Precision Agriculture, 2026,27:15.
- [2] Wang X, Yang J L, Wang J, et al. Physiological changes induced by green fodder expansion into grasslands and croplands enhance water-use efficiency in the Northeastern Tibetan Plateau [J]. Agricultural Water Management, 2025,307:109218.
- [3] Gamboa M J, Ortega-Farias S, de la Fuente D, et al. Grape ripening and phenolic content monitoring in Cabernet Sauvignon under regulated deficit irrigation using spectral reflectance indices [J]. Scientia Horticulturae, 2024,328:112920.
- [4] 杨锡震,陈俊英,张秋雨,等.基于小波特征和冬小麦生理参数的土壤水分高光谱模型优化[J].农业工程学报, 2023,39(10):66-75.
Yang X Z, Chen J Y, Zhang Q Y, et al. Optimization of the soil moisture model based on hyperspectral inversion by integrating wavelet features and growth parameters of winter wheat[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023,39(10):66-75.
- [5] Wang R, Zhao H L, Zhang C, et al. Development of soil water content retrieving method for irrigation agriculture areas using the red-edge band of Gaofen-6 satellite [J]. Agricultural Water Management, 2024,303:109045.
- [6] 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.
Han W T, Zhang L Y, Niu Y X, et al. Review on UAV remote sensing application in precision irrigation [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(2):1-14.
- [7] Solgi S, Ahmadi S H, Seidel S J. Remote sensing of canopy water status of the irrigated winter wheat fields and the paired anomaly analyses on the spectral vegetation indices and grain yields[J]. Agricultural Water Management, 2023,280:108226.
- [8] Ihuoma S O, Madramootoo C A. Sensitivity of spectral vegetation indices for monitoring water stress in tomato plants [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019,163:104860.
- [9] Mwinuka P R, Mourice S K, Mbungu W B, et al. UAV-based multispectral vegetation indices for assessing the interactive effects of water and nitrogen in irrigated horticultural crops production under tropical sub-humid conditions: a case of African eggplant [J]. Agricultural Water Management, 2022,266:107516.
- [10] El-Hendawy S E, Al-Suhaibani N A, Elsayed S, et al. Potential of the existing and novel spectral reflectance indices for estimating the leaf water status and grain yield of spring wheat exposed to different irrigation rates [J]. Agricultural Water Management, 2019,217:356-373.
- [11] 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 P L, Zhang Z T, Ba Y L, et al. Diagnosis of summer maize water stress based on UAV image texture and phenotypic parameters[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(10):136-146.
- [12] Zhang L Y, Han W T, Niu Y X, et al. Evaluating the sensitivity of water stressed maize chlorophyll and structure based on UAV derived vegetation indices[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021,185:106174.
- [13] Damm A, Cogliati S, Colombo R, et al. Response times of remote sensing measured Sun-induced chlorophyll fluorescence, surface temperature and vegetation indices to evolving soil water limitation in a crop canopy [J]. Remote Sensing of Environment, 2022,273:112957.
- [14] Salazar-Reque I, Arteaga D, Mendoza F, et al. Differentiating nutritional and water statuses in Hass avocado plantations through a temporal analysis of vegetation indices computed from aerial RGB images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023,213:108246.
- [15] Yadav M, Vashisht B B, Vullaganti N, et al. UAV-enabled approaches for irrigation scheduling and water body characterization [J]. Agricultural Water Management, 2024,304:109091.
- [16] González-Gómez L, Intrigliolo D S, Rubio-Asensio J S, et al. Assessing almond response to irrigation and soil management practices using vegetation indexes time-series and plant water status measurements[J]. Agricultural

- ture, *Ecosystems & Environment*, 2022, 339:108124.
- [17] Jin N, Tao B, Ren W, et al. Mapping irrigated and rain-fed wheat areas using multi-temporal satellite data[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(3):207.
- [18] Hardisky M A, Klemas V, Smart R M. The influences of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral reflectance of *Spartina alterniflora* canopies[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1983, 49:77-83.
- [19] van Niel T G, McVicar T R, Fang H, et al. Calculating environmental moisture for per-field discrimination of rice crops[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(4):885-890.
- [20] Chen D Y, Huang J F, Jackson T J. Vegetation water content estimation for corn and soybeans using spectral indices derived from MODIS near-and short-wave infrared bands[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 98(2/3):225-236.
- [21] Gao B C. NDWI: a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 58(3):257-266.
- [22] Rodríguez-Pérez J R, Riaño D, Carlisle E, et al. Evaluation of hyperspectral reflectance indexes to detect grapevine water status in vineyards[J]. *American Journal of Enology and Viticulture*, 2007, 58(3):302-317.
- [23] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS [C]// . Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, Greenbelt, MD, USA, 1974:301-317.
- [24] Peñuelas J, Filella I, Biel C, et al. The reflectance at the 950—970 nm region as an indicator of plant water status [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1993, 14(10):1887-1905.
- [25] Zarco-Tejada P J, Rueda C A, Ustin S L. Water content estimation in vegetation with MODIS reflectance data and model inversion methods[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 85(1):109-124.
- [26] Rock B N, Vogelmann J E, Williams D L, et al. Remote detection of forest damage [J]. *BioScience*, 1986, 36(7):439-445.
- [27] Fensholt R, Sandholt I. Derivation of a shortwave infrared water stress index from MODIS near-and shortwave infrared data in a semiarid environment [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 87(1):111-121.
- [28] 孔维平, 毕银丽, 李少朋, 等. 利用高光谱估测干旱胁迫下接菌根菌大豆叶绿素含量[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(12):123-131.
- Kong W P, Bi Y L, Li S P, et al. Hyperspectral estimation of leaf chlorophyll content in mycorrhizal inoculated soybean under drought stress[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2014, 30(12):123-131.
- [29] Kayet N, Pathak K, Singh C P, et al. Vegetation health conditions assessment and mapping using AVIRIS-NG hyperspectral and field spectroscopy data for environmental impact assessment in coal mining sites [J]. *Ecotoxicology and Environmental Safety*, 2022, 239:113650.
- [30] 靳宁, 张东彦, 李振海, 等. 基于多光谱卫星模拟波段反射率的冬小麦水分状况评估[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(11):243-252.
- Jin N, Zhang D Y, Li Z H, et al. Evaluation of water status of winter wheat based on simulated reflectance of multispectral satellites[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(11):243-252.