

施氮对关中地区冬小麦农田土壤呼吸的影响及基于植被指数的估算模型

王锐^{1,2}, 蔡焕杰^{1,2}, 王晓云^{1,2}, 赵政鑫^{1,2}, 田雅洁^{1,2}, 彭青^{1,2}

(1.西北农林科技大学水利与建筑工程学院,陕西杨凌 712100; 2.西北农林科技大学中国旱区农业节水研究院,陕西杨凌 712100)

摘要:为探寻不同施氮量对农田土壤呼吸(R_s)的影响并快速准确估算 R_s ,以关中地区冬小麦为研究对象,观测了5种施氮量下冬小麦农田 R_s 的变化,研究了环境因子(土壤温度、土壤湿度)及作物因素(叶面积指数、地上部生物量、SPAD值)对于 R_s 的影响,建立了适用于关中地区土壤温度与植被指数下的农田土壤呼吸估算模型。设置秸秆还田下的5种施氮量处理,分别为传统施氮量SN200(200 kg·hm⁻²)、优化施氮量SN150(150 kg·hm⁻²)、60%优化施氮量SN120(120 kg·hm⁻²)、50%优化施氮量SN100(100 kg·hm⁻²)以及不施氮肥SN0(0 kg·hm⁻²)。结果表明:不同施氮量下 R_s 随生育期推进均表现为先升高再降低的趋势,同时添加氮肥促进了 R_s 排放。各处理观测期内 R_s 的均值为:SN200(3.68 μmol·m⁻²·s⁻¹)>SN150(3.40 μmol·m⁻²·s⁻¹)>SN120(3.06 μmol·m⁻²·s⁻¹)>SN100(2.70 μmol·m⁻²·s⁻¹)>SN0(2.21 μmol·m⁻²·s⁻¹)。不同施氮量下冬小麦冠层近红外波段反射率在拔节期和抽穗期差异明显,反射率从高到低依次为SN200>SN150>SN120>SN100>SN0,而在灌浆期和成熟期差异不大。土壤温度显著影响了 R_s ($P<0.01$),土壤湿度与 R_s 没有显著相关关系($P>0.05$)。叶面积指数、地上部生物量、SPAD值和植被指数均与 R_s 呈显著相关关系($P<0.05$)。通过多种模型评估,建立基于植被指数和土壤温度的最佳农田土壤呼吸估算模型,显著高于基于土壤温度的单因子模型,模型精度可达到0.6以上($n=120$)。

关键词:冬小麦;土壤呼吸;施氮量;估算模型;植被指数;关中地区

中图分类号:S512.1⁺; S365; S154.1 **文献标志码:**A

Effects of nitrogen fertilizer application on soil respiration in winter wheat fields in Guanzhong region and estimation model based on vegetation index

WANG Rui^{1,2}, CAI Huanjie^{1,2}, WANG Xiaoyun^{1,2}, ZHAO Zhengxin^{1,2}, TIAN Yajie^{1,2}, PENG Qing^{1,2}

(1. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China;

2. Institute of Water-saving Agriculture in Arid Areas of China, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: In order to explore the effects of different nitrogen application rates on farmland soil respiration (R_s) and quickly and accurately estimate R_s , this study took winter wheat in Guanzhong area as the research object, observed the changes of R_s under five nitrogen application rates, and examined the effects of environmental factors (soil temperature and soil moisture) and crop factors (leaf area index, above-ground biomass, SPAD) on R_s . An estimation model of farmland soil respiration based on soil temperature and vegetation index was established in Guanzhong area. The experiment was set as five nitrogen application rates under straw returning. They were conventional nitrogen application SN200 (200 kg·hm⁻²), optimal nitrogen application SN150 (150 kg·hm⁻²), 60% optimal nitrogen application SN120 (120 kg·hm⁻²), 50% optimal nitrogen application SN100 (100 kg·hm⁻²) and no nitrogen application SN0 (0 kg·hm⁻²). The results showed that R_s increased first and then decreased with the growth period under different nitrogen application rates, and the addition of nitrogen promoted R_s emission. The mean value of R_s in each treatment observation period was: SN200 (3.68 μmol·m⁻²·s⁻¹) >

SN150 ($3.40 \mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$) > SN120 ($3.06 \mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$) > SN100 ($2.70 \mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$) > SN0 ($2.21 \mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$). The near-infrared reflectance of winter wheat canopy at jointing stage and heading stage was significantly different under different nitrogen application rates, and the reflectance from high to low was SN200 > SN150 > SN120 > SN100 > SN0, while the difference was not significant at filling stage and maturity stage. Soil temperature significantly affected R_s ($P < 0.01$), but soil moisture had no significant correlation with R_s ($P > 0.05$). Leaf area index, aboveground biomass, SPAD and vegetation index were significantly correlated with R_s ($P < 0.05$). Through multiple model evaluation, the optimal farmland soil respiration estimation model based on vegetation index and soil temperature was established, which was significantly higher than the single factor model based on soil temperature, and the accuracy of the model could reach more than 0.6 ($n = 120$).

Keywords: winter wheat; soil respiration; nitrogen fertilizer application amount; estimation model; vegetation index; Guanzhong region

大气温室气体增加导致的全球变暖已经对人类生存与发展构成了严重威胁,世界气象组织第 18 期温室气体公报指出,2021 年全球大气 CO_2 的年平均浓度突破 $747 \text{ mg} \cdot \text{m}^{-3}$,比至少 200 万年来的任何时候都高^[1]。土壤是陆地生态系统中最大的碳库,其每年释放的 CO_2 量占生态系统呼吸的 60% ~ 90%,是化石燃料燃烧的 10 余倍^[2]。农田生态系统是受人类活动影响程度最大的陆地生态系统,农田土壤碳库较小的变动都有可能对大气 CO_2 浓度产生较大影响^[3]。因此,农田生态系统中土壤呼吸的准确估测对于评估陆地生态系统碳循环和减缓温室效应具有重要意义。

施肥作为保障作物增产的重要手段被广泛使用,同时施肥也会改变土壤理化性质、影响植物生长状况,从而影响土壤呼吸^[4]。前人关于施肥对土壤呼吸的影响已经展开大量研究,但由于试验地环境因素、土壤性质和施肥措施的不同,施氮肥促进土壤呼吸^[5]、抑制土壤呼吸^[6]以及对土壤呼吸无显著影响^[7]的结果都被报道,目前还未形成统一共识。植被对土壤呼吸的影响也被大量研究。例如, Huang 等^[8]研究发现,我国黄土高原草地地上部生物量与土壤呼吸显著相关,因此其认为评价土壤呼吸需要考虑植物生长影响。近来已有研究通过高光谱观测植被长势,进而评估植被对于土壤呼吸的影响。例如, Cicuéndez 等^[9]通过叶面积指数、光谱指数和土壤温度、土壤湿度对地中海气候下的灌溉玉米农田土壤呼吸之间关系进行评估并建立了线性模型; Ding 等^[10]研究了亚热带季风气候下的冬小麦-大豆轮作农田土壤呼吸与高光谱植被指数的关系并表明高光谱植被指数、LAI 和 SPAD 值对土壤呼吸估算具有潜在适用性。而目前,基于高光谱对冬小麦农田土壤呼吸研究较少,且建立的土壤呼吸模型多为简单线性回归,缺乏多种模型对比优选^[11]。

基于此,本研究通过秸秆还田下的不同施氮量水平试验,探讨了施肥对冬小麦农田土壤呼吸和作物高光谱特征的影响,评估了农田土壤呼吸环境因子(土壤温度和湿度)和生物因子(叶面积指数、地上部生物量、SPAD 值和高光谱植被指数)对农田土壤呼吸的影响,利用 4 种建模方式构建了基于植被指数的农田土壤呼吸估算模型并进行了模型评价,为今后快速准确估算农田土壤呼吸提供一定参考。

1 材料与方法

1.1 试验区概况

试验在西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室节水灌溉试验站($34^{\circ}17'N, 108^{\circ}24'E$)进行。该地为半干旱地区,属于温带大陆性气候,观测期内试验地大气温度及降水见图 1。试验站地区的土壤质地为粉砂质黏壤土,平均干容重为 $1.4 \text{ g} \cdot \text{cm}^{-3}$ 。0~100 cm 土层的田间持水量为 23%~25%,凋萎系数为 8%~10%,0~20 cm 土层有机质 $11.17 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$,全氮 $0.95 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$,速效磷 $13.67 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$,速效钾 $183.20 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$,硝态氮 $23.10 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$,pH 值为 7.82。

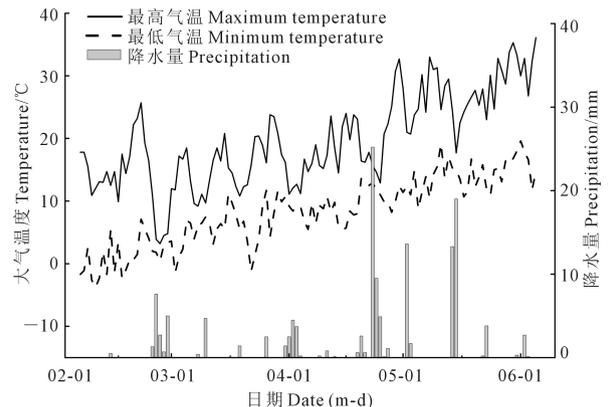


图 1 2021 年观测期间冬小麦农田气温及降水变化
Fig.1 Variation of temperature and precipitation in wheat field during the observation period in 2021

1.2 试验设计

试验供试对象为冬小麦,品种为‘小偃22号’,于2020年10月20日播种,2021年6月8日收获,全生育期共231 d。主要生育期时间为:播种~返青期(2020-10-20—2021-02-27)、返青~拔节期(2021-02-28—2021-04-18)、拔节~抽穗期(2021-04-19—2021-05-10)、抽穗~灌浆期(2021-05-11—2021-05-25)、灌浆~成熟期(2021-05-26—2021-06-08)。冬小麦种植行距为25 cm,密度为 $165 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 。试验设计为秸秆还田下(S)施氮量的单因素完全随机试验,施氮量分别设置为农户传统施氮量 SN200($200 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$)、优化施氮量 SN150($150 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$)、60%优化施氮量 SN120($120 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$)、50%优化施氮量 SN100($100 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$)以及不施氮肥 SN0($0 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$)5个水平。试验共5个处理,每个处理重复3次,共15个小区,每个小区面积约为 12.19 m^2 ,各小区随机排列。

冬小麦还田秸秆采用玉米秸秆,还田方式为秸秆翻压还田;施用氮肥采用陕西渭河重化工有限责任公司生产的常规尿素(含氮46%)。尿素通过均匀撒播并在之后翻耕入土,在播种前施入总施氮量的60%,在2021年3月12日进行追肥施入总施氮量的40%。

1.3 测定项目与方法

1.3.1 土壤呼吸、土壤温度和湿度的测定

土壤呼吸速率使用 LI-6400 土壤呼吸测定系统(LI-COR公司,美国)进行测定。在测定土壤呼吸速率之前在各试验小区行间随机放置3个内径为10.2 cm、高为8 cm的PVC圆柱体嵌入土壤中,上端高出地表约4 cm,定期去除地表覆盖物以保证测定不包含作物呼吸。监测时每个PVC圆柱体测点设置3次重复测定,最后取平均值。土壤呼吸速率从2021年2月下旬开始测定,测定频率为每次间隔7~10 d,至收获时结束测定。土壤10 cm深度处的温度采用安插在每个PVC圆柱体旁的地温计进行测定,测定时间与土壤呼吸测定一致。土壤湿度采用烘干称重法,采集0~10 cm土层土壤样品,测定土层的土壤含水量、测定时间与土壤呼吸测定保持同步^[10]。

1.3.2 冬小麦叶面积指数、生物量及 SPAD 值的测定

冬小麦叶面积指数(LAI)采用 LAI-2000 冠层分析仪(LI-COR公司,美国)进行测定,在每个小区随机选3个点重复测量,最后取平均值作为该小区的LAI测量值,测定频率与土壤呼吸测定保持同步。冬小麦生物量(AGB)采用收获法,在每个小区选取 $0.5 \text{ m} \times 0.5 \text{ m}$ 面积内且能代表整体长势的小麦植株,采集其地上部生物量并置于 75°C 烘箱中烘干至恒

重,称取干质量,最终以干质量和对应的采样面积比值为植株生物量。分别在拔节期、抽穗期、灌浆期、成熟期各测量1次。冬小麦 SPAD 值采用便携式 SPAD-502(Konica minolta公司,日本)测定,测定频率和测定时间与生物量测定一致^[12]。

1.3.3 冠层光谱数据测定与处理

冬小麦冠层光谱采用 FieldSpec 3 型便携式地物光谱仪(ASD公司,美国)进行测定。光谱仪波段范围为350~2500 nm,光谱分辨率在350~1000 nm波段间为3 nm,在1000~2500 nm波段范围内为10 nm,传感器视场角为 25° 。光谱测量需选择晴朗无云或少云的天气,一般选择11:00—13:00进行测量,测量时探头垂直对准冬小麦冠层,距离冠层1 m。测量选取各小区PVC圆柱体附近冬小麦冠层,每个小区测量两个点,每个点获得3条光谱曲线,平均之后得到该小区冠层光谱反射率。工作过程中考虑到天气及太阳方位的变化,每隔5 min对仪器进行一次白板校正。冬小麦冠层光谱测定时间及频率与土壤呼吸测定一致。利用地物光谱配套软件 ViewSpec Pro 6.2 对数据进行预处理,采用 Savitzky-Golay 滤波器对冠层光谱曲线进行平滑处理并提取高光谱植被指数^[13]。选用已报道的植被指数见表1。

表1 植被指数的计算公式

Table 1 Functions to compute vegetation indexes

植被指数 Vegetation index	计算公式 Formula	参考文献 Reference
归一化植被指数 <i>NDVI</i>	$(R_{800}-R_{670})/(R_{800}+R_{670})$	[14]
差值植被指数 <i>DVI</i>	$(R_{800}-R_{670})$	[14]
比值植被指数 <i>RVI</i>	R_{800}/R_{670}	[15]
增强植被指数 <i>EVI</i>	$2.5(R_{800}-R_{670})/(1+R_{800}+6R_{670}+7R_{479})$	[15]
光化学植被指数 <i>PRI</i>	$(R_{531}-R_{570})/(R_{531}+R_{570})$	[16]
红边位置 指数 <i>REP</i>	$700+40[(R_{670}+R_{780})/2-R_{700}]/(R_{740}-R_{700})$	[17]
改进土壤调节植 被指数 <i>MSAVI</i>	$0.5[2R_{800}+1-\sqrt{(2R_{800}+1)^2-8(R_{800}-R_{670})}]$	[17]
优化土壤调节植 被指数 <i>OSAVI</i>	$(1+0.16)(R_{800}-R_{670})/(R_{800}+R_{670}+0.16)$	[17]
修正三角植被 指数 <i>MTVI2</i>	$\frac{1.5[1.2(R_{800}-R_{500})-2.5(R_{670}-R_{550})]}{\sqrt{(2R_{800}+1)^2-(6R_{800}-5\sqrt{R_{670}})-0.5}}$	[18]
归一化差值水分 指数 <i>NDMI</i>	$(R_{1649}-R_{1722})/(R_{1649}+R_{1722})$	[12]
结构不敏感色素 指数 <i>SIP1</i>	$(R_{800}-R_{445})/(R_{800}-R_{680})$	[16]
绿度指数 <i>GI</i>	R_{554}/R_{677}	[18]
叶绿素归一化植被 指数 <i>NPCI</i>	$(R_{680}-R_{430})/(R_{680}+R_{430})$	[14]
红绿比值指数 <i>PGR</i>	$(R_{612}+R_{660})/(R_{510}-R_{560})$	[19]
三角形植被指数 <i>TVI</i>	$0.5[120(R_{750}-R_{550})-200(R_{670}-R_{550})]$	[18]

注:R为反射率,其下标数字为该反射率对应的波段(nm)。

Note: R is the spectral reflectance, and its subscript number is the band value (nm) of the reflectivity.

1.4 模型构建与精度检验

相关研究表明,多种植被指数因其选择的波段组合不同,不同波段之间共同作用能够有效地加强作物长势参数的关联程度,故利用基于不同波段组合的多种植被指数构建的参数估算模型效果能够显著高于单一植被指数构建的估算模型,模型精度有较为明显的提升^[20]。本研究以土壤温度和 15 种高光谱植被指数作为输入变量,利用 4 种建模方法,构建全因子土壤呼吸速率估算模型。对数据先进行零均值标准化处理,以消除不同数据间量纲差异,随后将所有数据组随机划分建模集和测试集,建模集用于构建模型,测试集用来进行模型效果检验,为兼顾模型预测能力和泛化误差估计能力,需保证建模集数据包含总样本量的 50%~75%,本研究中划分建模集与测试集的比例为 3:2^[21]。

1.4.1 多元线性回归 (MLR) 多元线性回归 (Multiple linear regression, MLR) 是利用两个及以上的自变量对单一因变量进行解释估计的建模方法。通常情况下,因变量与多个自变量呈线性关系时,利用最小二乘法求得模型表达式系数来预测因变量。该模型因为其易于计算、具有可解释性的优点而成为高光谱作物指标反演常用的建模方法之一^[22]。

1.4.2 多元逐步回归 (MSR) 多元逐步回归 (Multiple stepwise regression, MSR) 是在多元线性回归基础上,根据变量解释性对自变量进行筛选的建模方法。对自变量筛选的方法有向前选择法、向后选择法和逐步筛选法 3 种,本研究采用 R 语言中的逐步筛选法,主要是根据选择最小的赤池信息量 (AIC) 为准则,来进行剔除或者添加变量,以消除各自变量之间共线性影响,简化模型形式,得到最优的模型^[23]。

1.4.3 随机森林 (RF) 随机森林 (Random forest, RF) 是一种基于决策树的有监督的集成学习方法。该方法主要是利用 RF 使用 bootstrap 采样进行重复的随机抽样,以抽取多个子样本集构建不同的分类决策树进行训练。由于各个决策树之间相互独立训练且重要性相等,所以最终将内部多个决策树的预测结果取平均值得到最终的结果。随机森林模型之中由多棵独立的决策树构成,所有决策树以并行计算的方式运行,模型训练速度较快,且模型具有处理大量高维数据的功能,对变量之间共线性不敏感,具有较强的抗噪能力,是广泛使用的机器学习模型之一^[22]。

1.4.4 偏最小二乘法 (PLSR) 偏最小二乘回归 (Partial least squares regression, PLSR) 是一种多对多建立线性回归模型的方法,它集成了多元线性回

归分析、主成分分析、典型相关性分析的特点,能够在因变量个数少于自变量个数时,提取出最优的潜在变量,使其最大程度携带自变量变异信息且与因变量尽可能具备高相关性,最后通过潜在变量与因变量之间拟合,得到较为合理的线性回归模型。PLSR 在建模过程中对自变量和因变量进行了主成分提取,具有更好的抗噪性能,降低了数据维度,从而建模结果会更加精准,具有一定的预测能力^[23]。

1.4.5 精度检验 模型精度采用决定系数 R^2 、均方根误差 $RMSE$ 、归一化均方根误差 $NRMSE$ 进行模型精度检验。决定系数 R^2 越接近 1,均方根误差 $RMSE$ 越接近 0,说明模型精度越高; $NRMSE < 10\%$ 表明模拟精度高, $10\% < NRMSE < 20\%$ 表明模拟精度较高, $20\% < NRMSE < 30\%$ 表明模拟精度一般, $NRMSE > 30\%$ 表明模拟精度低。具体评价指标公式如下:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad (2)$$

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}}}{\bar{y}} \quad (3)$$

其中, y_i 和 \hat{y}_i 分别为检验样本的观测值和预测值; \bar{y} 为样本观测值的平均值; n 为预测样本数。

1.5 数据处理与分析

利用 MATLAB R2016a 软件进行数据处理,采用 SPSS 20.0 对数据进行显著性及回归分析,采用 RStudio 7.2 建立模型,Origin 2021 绘图。

2 结果与分析

2.1 施肥量对冬小麦土壤呼吸的影响

除 SNO 外,各处理的冬小麦土壤呼吸速率 (R_s) 季节变化趋势一致,均表现为抽穗期上升至最大值,之后逐渐下降 (图 2)。 R_s 最大值出现在抽穗期 SN200 处理,为 $5.02 \mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$; 最小值出现在成熟期 SNO 处理,为 $1.89 \mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ 。在整个观测期,各处理的平均 R_s 表现为 SN200 ($3.68 \mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$) > SN150 ($3.40 \mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$) > SN120 ($3.06 \mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$) > SN100 ($2.70 \mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$) > SNO ($2.21 \mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$)。SN200 处理的 R_s 显著高于 SN100 和 SNO 处理 ($P < 0.05$), 而与

SN150 处理的 R_s 无显著性差异 ($P>0.05$)。除抽穗期 SN200 处理的 R_s 显著高于 SN120 处理外 ($P<0.05$), 其他时期 SN200、SN150 和 SN120 处理间差异均不显著 ($P>0.05$)。除成熟期外 SN0 处理的 R_s 均显著低于其他处理 ($P<0.05$)。如图 3 所示, 各处理观测期内土壤 CO_2 排放总量表现为 SN200 ($4\ 180.35\ \text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$) $>$ SN150 ($3\ 973.34\ \text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$) $>$ SN120 ($3\ 527.01\ \text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$) $>$ SN100 ($3\ 053.90\ \text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$) $>$ SN0 ($2\ 481.64\ \text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$)。其中 SN200 与 SN150 处理排放总量无显著差异 ($P>0.05$), 其余处理均随着施氮量增加, 土壤 CO_2 排放总量显著升高 ($P<0.05$), 表明氮肥量的添加可以促进土壤呼吸排放。

2.2 施肥量对冬小麦冠层光谱的影响

由于波段在 $1\ 200\ \text{nm}$ 之后的光谱受大气和水蒸气影响较大, 故采用 $350\sim 1\ 200\ \text{nm}$ 波段范围对冬

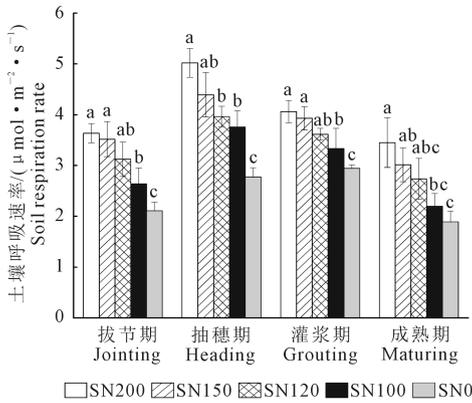
小麦冠层光谱进行分析。由图 4 可知, 拔节期、抽穗期和灌浆期冬小麦冠层光谱曲线呈现明显的绿色植被特征, 即在 $550\ \text{nm}$ 中心形成了绿光波段的反射峰, 以 $500\ \text{nm}$ 、 $670\ \text{nm}$ 为中心分别形成了蓝光、红光的吸收谷。 $670\sim 780\ \text{nm}$ 反射率随波长迅速上升, 在 $780\sim 1\ 100\ \text{nm}$ 的近红外波段形成一个高反射平台, 该平台下同一生育期不同处理之间的差异比较明显。拔节期时冬小麦冠层反射率在近红外波段表现最高, 在抽穗期时各处理近红外平台均发生下降。冬小麦在灌浆后期时光谱曲线开始发生改变, 绿光反射峰与红光吸收谷处的反射率开始增大, 近红外的高反射平台开始随波长增加而逐渐增大; 在成熟期时冬小麦衰老变黄, 已经失去了绿色植被特征, 表现在冠层高光谱曲线为绿光反射峰与红光吸收谷基本消失, 近红外波段处反射平台消失, 整体表现为反射率随波长的增加而逐渐增大。在同一生育期之下, 各处理拔节期差异最为明显, 近红外平台反射率 ($800\ \text{nm}$ 处) 由高到低依次为 SN200 (0.53) $>$ SN150 (0.50) $>$ SN120 (0.45) $>$ SN100 (0.42) $>$ SN0 (0.28)。各处理抽穗期在近红外平台反射率表现为 SN200 (0.40) $>$ SN150 (0.40) $>$ SN120 (0.35) $>$ SN100 (0.34) $>$ SN0 (0.23)。在灌浆期和成熟期除 SN0 处理冬小麦近红外平台反射率偏低, 其他 4 个处理差异不大。同一处理的冬小麦近红外平台反射率随生育期变化呈现逐渐降低的趋势, 在 SN200 表现最为明显, 近红外平台反射率依次为拔节期 (0.53) $>$ 抽穗期 (0.40) $>$ 灌浆期 (0.38) $>$ 成熟期 (0.36)。

2.3 土壤温、湿度对土壤呼吸的影响

将冬小麦农田土壤呼吸速率 (R_s) 与土壤温、湿度进行相关性分析 (表 2)。结果表明, R_s 与土壤温度呈现极显著二次相关关系 ($P<0.01$), 土壤温度可以解释冬小麦农田土壤呼吸 38% 的季节变异 (图 5)。通过线性、指数、二次方程形式对 R_s 与土壤湿度进行回归分析, 其 P 值均大于 0.05 , 表明二者无显著性关系。3 种回归方程拟合比较, R_s 与土壤湿度关系呈现最好的为二次方程回归关系, 此时土壤湿度仅可解释冬小麦农田土壤呼吸 5% 的季节变化。以上说明了土壤温度可以作为影响冬小麦土壤呼吸速率的主要环境因子。

2.4 生物因子及植被指数对土壤呼吸速率的影响

选取叶面积指数 (LAI), 地上部生物量 (AGB) 和相对叶绿素含量 ($SPAD$) 3 个作物指标代表冬小麦生长状况, 作为影响土壤呼吸速率 (R_s) 的生物因



注: 图中不同小写字母表示不同处理间差异达到显著水平 ($P<0.05$)。下同。

Note: Different lowercase letters in the figure indicate significant differences between treatments ($P<0.05$). The same below.

图 2 不同施肥量下冬小麦土壤呼吸速率变化

Fig.2 Variation of soil respiration in wheat field under different fertilizer application

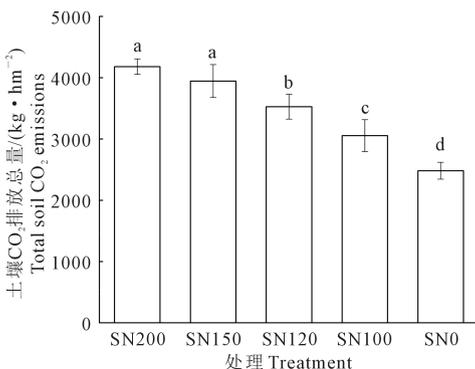


图 3 不同施肥量下冬小麦土壤 CO_2 排放总量

Fig.3 Variation of total soil CO_2 emissions in wheat field under different fertilizer application

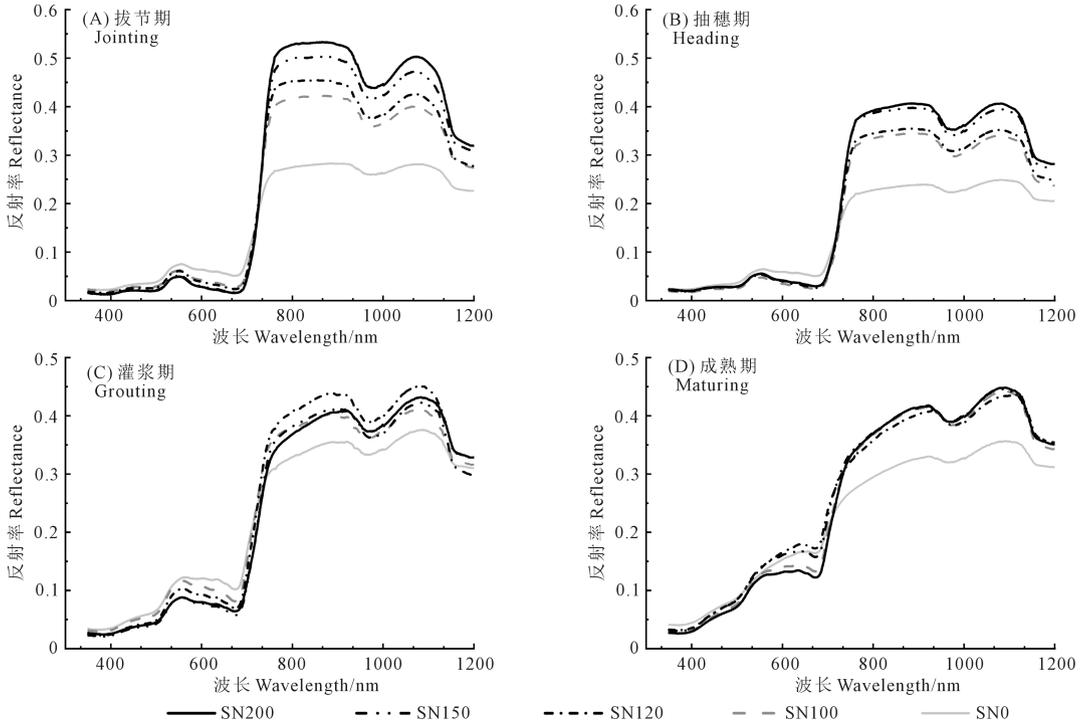


图 4 不同施肥量下各生育期冬小麦冠层反射率变化

Fig.4 Variation of winter wheat canopy reflectance with different fertilization levels

表 2 土壤温、湿度与土壤呼吸速率的关系拟合

Table 2 Relationship fitting of soil temperature, moisture and soil respiration

拟合因子 Variable	拟合方法 Fitting method	拟合方程 Fitting equation	R^2
土壤温度 Soil temperature	线性函数 Linear function	$R_s = 0.045T_s + 2.553$	0.05
	指数函数 Exponential function	$R_s = 2.315e^{0.018T_s}$	0.08
	二次函数 Quadratic function	$R_s = -0.022(T_s)^2 + 0.859T_s - 4.208$	0.38 **
土壤湿度 Soil moisture	线性函数 Linear function	$R_s = -8.008W_s + 4.644$	0.04
	指数函数 Exponential function	$R_s = 4.724e^{-2.449W_s}$	0.03
	二次函数 Quadratic function	$R_s = 107.483(W_s)^2 - 45.913W_s + 7.917$	0.05

注: ** 表示在 $P < 0.01$ 水平差异显著; $n = 120$ 。

Note: ** represents significant differences at $P < 0.01$ level; $n = 120$.

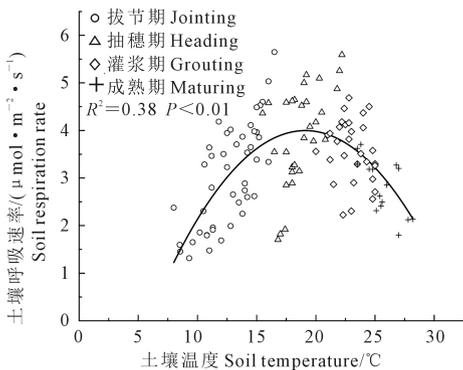


图 5 土壤温度与土壤呼吸速率的二次曲线拟合 ($n = 120$)

Fig.5 Quadratic curve fitting of soil temperature and soil respiration ($n = 120$)

子,与土壤呼吸速率进行相关分析。由表 3 可以发现, R_s 与 LAI 、 AGB 、 $SPAD$ 相关关系分别为 0.64、0.57 和 0.56, 均呈现极显著相关关系 ($P < 0.01$), 表明冬小麦生长状况对于 R_s 有显著的影响。选取与作物长势有关的 15 种高光谱植被指数, 与 R_s 进行相关分析可得(如图 6), R_s 与植被指数均存在显著 ($P < 0.05$) 或极显著 ($P < 0.01$) 相关关系, 相关系数均达到 0.5 以上。其中 R_s 与 $NDMI$ 相关系数最高, 可达到 0.68。除此以外 R_s 与植被指数相关较高的 5 种植被指数分别为 $OSAVI$ 、 EVI 、 $SIPI$ 、 $MSAVI$ 、 $NDVI$, 相关系数分别为 0.64、0.64、0.62、0.62、0.62, 均高于 0.6,

表 3 生物因子与土壤呼吸速率的相关关系

Table 3 Relationship between biological factors

and soil respiration rate

测定指标 Measurement index	R_s	LAI	AGB
LAI	0.64 **		
AGB	0.57 **	0.64 **	
SPAD	0.56 **	0.48 **	0.32 *

注: * 和 ** 分别表示在 $P < 0.05$ 和 $P < 0.01$ 水平差异显著。

Note: * and ** indicate significantly different at $P < 0.05$ level and $P < 0.01$ levels, respectively .

表 4 模型结果对比

Table 4 Comparison of model result

因子选择 Variable	模型选择 Model	建模集 Calibration dataset			测试集 Validation dataset		
		R^2	RMSE	NRMSE/%	R^2	RMSE	NRMSE/%
全因子 Total variable	MLR	0.670	0.570	14.3	0.499	0.699	16.9
	RF	0.573	0.650	24.8	0.571	0.650	25.3
	PLSR	0.642	0.594	13.3	0.594	0.631	17.4
优化因子 Optimization variable	MSR	0.648	0.588	14.8	0.525	0.682	16.5
	RF	0.615	0.618	15.5	0.553	0.538	17.5
	RF-PLSR	0.661	0.578	15.1	0.571	0.663	15.1

其测试集精度为 3 种模型中最高,表明全因子构建的 PLSR 模型在保证模拟效果的同时,具有较好的稳定性。

通过以上模型结果对比发现,基于全因子的土壤呼吸速率估算模型可以达到较高的模型精度,但 16 个输入变量存在数据冗余,自变量偏多的情况,故通过模型筛选进行自变量降维处理,得到优化影响因子,简化建模形式,消除共线性影响,从而建立最佳的冬小麦土壤呼吸估算模型。采用多元逐步回归 (MSR) 中逐步法对 MLR 模型输入变量进行筛选,最终保留 9 个自变量,模型建模集 $R^2 = 0.648$, $RMSE = 0.588$, $NRMSE = 14.8\%$;测试集 $R^2 = 0.525$, $RMSE = 0.682$, $NRMSE = 16.5\%$,模型方程 = $R_s = 0.344T_s + 5.403NDVI + 1.417PRI + 4.629MTVI2 - 3.208SIPI + 0.804GI - 1.480NPCI + 4.569PGR - 4.786TVI$ 。与 MLR 模型相比,建模集与测试集模型精度稍有降低,但模型进行了简化,保留了绝大部分模型解释能力,得到良好的效果。根据 RF 模型中建模因子贡献度对自变量进行筛选 (图 7),选取贡献度大于 8 的自变量,即 $NDMI$ 、 T_s 、 $MSAVI$ 、 DVI 、 $NDVI$ 、 $SIPI$ 这 6 个自变量建立筛选优化因子 RF 模型,模型建模集 $R^2 = 0.615$, $RMSE = 0.618$, $NRMSE = 15.5\%$;测试集 $R^2 = 0.553$, $RMSE = 0.538$, $NRMSE = 17.5\%$ 。与全因子 RF 模型相比,建模集精度有一定提高,但测试集精度降低,说明优化因子的 RF 模型通过减参降维降低了数据冗余程度,去除了影响较小的变量,模型模拟效果得到了提升,但模型稳定程度有所下降。利用 RF 模型筛选得到的优化因子构建得到 RF-PLSR 模型,模型建模集 $R^2 = 0.661$, $RMSE = 0.578$, $NRMSE = 15.1\%$;测试集 $R^2 = 0.571$, $RMSE = 0.663$, $NRMSE = 15.1\%$ 。与 PLSR 模型相比,建模集精度提高而测试集精度略有下降,表明优化因子得到的 RF-PLSR 模型可以很好地保留环境因子和生物因子对冬小麦土壤呼吸速率的影响,且模型稳定程度较高,模型泛化能力和模拟效果较好。

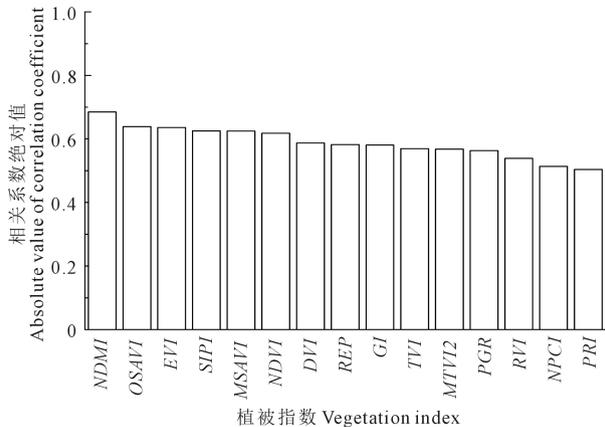


图 6 植被指数与土壤呼吸速率的相关关系

Fig.6 Relationship between vegetation index and soil respiration

表明光谱植被指数可以作为影响冬小麦土壤呼吸速率的生物因子。

2.5 冬小麦土壤呼吸速率估算模型构建

采用多元线性回归 (MLR)、多元逐步回归 (MSR)、随机森林 (RF) 和偏最小二乘回归 (PLSR) 4 种建模方法建立冬小麦土壤呼吸速率估算模型。模型结果如下 (表 4), MLR 构建的模型建模集 $R^2 = 0.670$, $RMSE = 0.570$, $NRMSE = 14.3\%$, 其测试集 $R^2 = 0.499$, $RMSE = 0.699$, $NRMSE = 16.9\%$;表明基于 MLR 构建的全因子土壤呼吸速率估算模型建模效果较好,但模型可能存在过拟合现象,导致其稳定性有待进一步提升。RF 构建的模型建模集 $R^2 = 0.573$, $RMSE = 0.650$, $NRMSE = 24.8\%$, 其测试集 $R^2 = 0.571$, $RMSE = 0.650$, $NRMSE = 25.3\%$;表明基于 RF 构建的模型模拟精度较低,建模效果一般,但测试集与建模集精度几乎无差异,说明全因子构建的 RF 模型具有出色的泛化能力。PLSR 构建的模型建模集 $R^2 = 0.642$, $RMSE = 0.594$, $NRMSE = 13.3\%$, 其测试集 $R^2 = 0.594$, $RMSE = 0.631$, $NRMSE = 17.4\%$;基于 PLSR 构建的模型在模拟效果方面均优于基于 MLR 模型和基于 RF 模型,

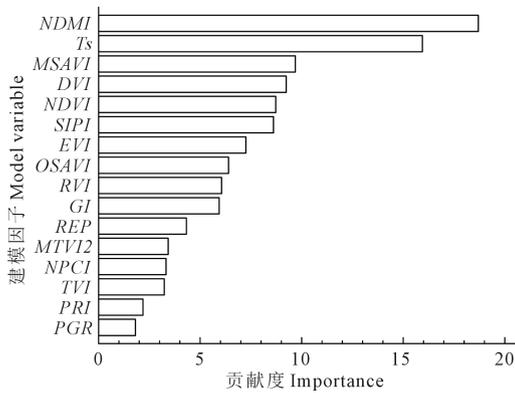


图 7 RF 模型变量重要性

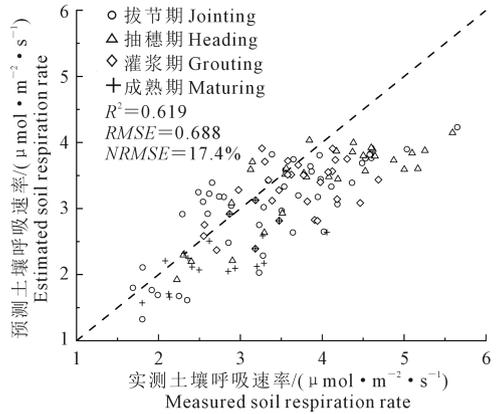
Fig.7 Variable importance of RF model

对所有建模结果进行分析,得到冬小麦土壤呼吸最佳综合估算模型为 RF-PLSR 模型(图 8),全数据 RF-PLSR 建模 $R^2 = 0.619$, $RMSE = 0.688$, $NRMSSE = 17.4\%$;模型表达式为: $R_s = 0.374T_s + 0.295NDMI + 0.103MSAVI + 0.248SIPI + 0.258NDVI + 0.044DVI$ 。

3 讨论

3.1 不同施氮量对土壤呼吸速率影响

土壤呼吸主要分为自养呼吸和异养呼吸两类,自养呼吸包括根呼吸和根际微生物呼吸,异养呼吸则包括土壤有机碳分解和动物呼吸。在本试验中,农田土壤呼吸随着施氮量增加而增大,这表明施用氮肥对土壤呼吸具有促进作用,与大多数研究一致^[5]。其主要原因如下:首先,施氮可以促进作物生长,提高根呼吸强度,同时促进根系分泌物产生,增强根际微生物呼吸。其次,氮肥的添加降低了土壤碳氮比,增加了土壤中有效氮含量,刺激了土壤微生物活性,从而促进了有机碳的分解。同时,施用氮肥后铵态氮的硝化作用降低了土壤 pH 值,促进土壤中碳酸盐的分解,增加了土壤呼吸排放^[24]。此外,本试验采用了秸秆还田,氮肥也影响了秸秆的分解。Liu 等^[25]的研究发现,N180 处理的秸秆分解速率显著高于 N0 的分解速率,说明氮肥的添加也促进了秸秆的分解,缓解了土壤微生物对氮素的需求,增加了微生物活性,从而增强了土壤呼吸速率。Song 等^[26]发现施用 $150 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 氮肥比不施氮肥土壤呼吸提高了 14.5%,而施用 $250 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 氮肥抑制了土壤呼吸,主要是因为高氮肥量抑制了作物根系生长、土壤胞外酶以及微生物活性,从而抑制了土壤呼吸。在本试验中,SN200 与 SN150 土壤呼吸差异不显著 ($P > 0.05$),但并未观察到高氮肥抑制呼吸的现象。胡洋等^[3]研究也表明施氮量在 0

图 8 全数据 RF-PLSR 模型建模结果 ($n = 120$)Fig.8 Model results of all data RF-PLSR model ($n = 120$)

~ $315 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 范围内会提高冬小麦土壤呼吸速率。以上不同的研究结果可能是由于试验地点土壤性质的差异造成土壤呼吸对施氮量响应的不同。

3.2 不同施氮量对冬小麦冠层光谱的影响

耿石英等^[27]研究表明,对于不同氮肥处理下的冬小麦,高光谱冠层反射率在 $550 \sim 1330 \text{ nm}$ 波段之间差异比较明显,建议利用可见光处 $550 \sim 760 \text{ nm}$ 和近红外处 $800 \sim 1330 \text{ nm}$ 来辨别小麦的施肥时期和模式。本试验结果显示,不同施氮水平之下可见光处的冠层反射率除了不施氮肥处理显著高于其他处理以外,施氮处理之间差异不明显。在近红外波段处的冠层反射率对于不同施氮水平表现差异显著,施氮量越大,近红外反射率越高,这与李广信等^[28]研究结果一致。主要是因为施氮量越大,作物长势越好,植被覆盖度越高,多层叶片会在近红外光谱处产生比单一叶片更高反射率。而在不同生育期内,冬小麦冠层光谱随着生育期推进表现为可见光部分反射率逐渐增大,近红外部分反射率逐渐降低的现象。由于叶绿素会在 450 nm 和 650 nm 波段处吸收大部分能量,随着作物成熟衰老,叶片中叶绿素含量减少,在这两个波段附近的反射率随之上升;近红外波段能够反映植被覆盖度和含水量等状况^[13],随着作物成熟,叶面积指数下降,作物含水量降低,近红外部分反射率也表现为逐渐降低。作物进入成熟期,叶片发黄凋萎干枯,冠层光谱完全失去植被特征,呈现出随波段增加反射率增加的斜线。本研究发现,SN200 处理的冬小麦冠层反射率在近红外部分下降明显早于其他处理,表明施氮量较高会使得作物提前成熟时期,进入衰老阶段,与王颖等^[29]研究一致。

3.3 环境因子及生物因素对土壤呼吸的影响

土壤呼吸速率受到环境因素和生物因素等诸

多影响^[25,30]。土壤温度是本研究中影响土壤呼吸速率季节变异最主要的环境因素(表 2 和图 3)。灌浆期前的土壤呼吸与土壤温度呈现明显的正相关关系,说明土壤温度的升高促进了土壤呼吸,这与大多数研究结论一致^[30]。在本研究中,当土壤温度超过 22℃ 后土壤呼吸与土壤温度呈现负相关关系,而相关研究表明,土壤异养呼吸在土壤温度达到 45~50℃ 之后才会因微生物活性降低而受到抑制^[31]。这表明了灌浆期后土壤呼吸降低主要受到作物生长因素影响,作物进入衰老,自养呼吸减弱,土壤温度对于呼吸的影响占比降低,这与郑恩楠等^[32]得到的结论一致。土壤湿度在过高或者过低时会对土壤呼吸产生显著影响,而在适宜区间内对土壤呼吸影响不显著。本试验中土壤湿度与土壤呼吸速率未呈现显著相关关系,这主要是因为观测期内土壤湿度波动较小,对土壤呼吸影响不明显,与刘春霞等^[33]研究结果一致。观测期内研究结果显示叶面积指数、地上部生物量和 SPAD 值均与土壤呼吸呈显著正相关关系,表明了冬小麦生长状况对土壤呼吸产生了较大影响。相关研究表明,叶片生长发育不仅增加了作物生物量,还提高了作物的冠层光合能力,为根及根际呼吸提供底物,从而促进了土壤自养呼吸^[34]。同时,叶面积指数对土壤温度具有显著调节作用,土壤温度的改变也对土壤呼吸产生了影响。随着生育进程推进,根系生物量与地上部生物量均逐渐增加,说明地上部生物量的变化能够反映根系生长状况^[35]。程慎玉等^[36]研究发现,作物进入成熟阶段后,根系呼吸占总土壤呼吸可达到 70%。因此在作物开始衰老后,根系活性降低,表现为土壤呼吸下降,在冠层处则反映为叶片凋萎变黄,叶面积指数降低。作物冠层生长状况可以代表生物因素与土壤温度和湿度共同反映对土壤呼吸的影响。

3.4 土壤呼吸估算模型对比评估

植被指数可以很好地反映植被生长状况,是植物冠层光合能力的指示指标^[10]。本研究所选择的植被指数均与土壤呼吸呈极显著相关关系,说明作物冠层生长状况对土壤呼吸有较大影响,其中土壤呼吸与 *EVI* 的相关系数高于 *NDVI*、*DVI*、*RVI* 等常用植被指数,表明 *EVI* 对于冠层结构变化比较敏感,与 Yao 等^[37] 和 Huang 等^[15] 研究一致。土壤呼吸与选取的植被指数相关性最高的是 *NDMI*,有研究表明 *NDMI* 与冠层水分状况高度相关,且与地表温度相关性较高^[38]。孙奇等^[12] 通过 *NDMI* 对生物量进行反演,精度较高。说明 *NDMI* 可以很好地反映植被

冠层状况以及土壤温度。以往研究融合了植被指数建立的土壤呼吸估算模型,模型精度均较高。Huang 等^[15] 通过 *EVI* 和红边叶绿素植被指数模拟了小麦农田土壤呼吸 80% 以上的季节变异; Yao 等^[37] 利用土壤温度、高光谱植被指数和 *LAI* 建立多种作物农田土壤呼吸模型,可解释 77.2%~89.1% 的季节变异。本研究筛选多种植被指数,与土壤温度结合,利用偏最小二乘方法建立了全数据的冬小麦农田土壤呼吸估算模型,精度为 0.62,显著高于仅基于土壤温度的单因子模型 ($R^2=0.38$)。由于采取全数据建模 ($n=120$),数据样本离散程度较高,模型精度还有待于提升。研究证明,加入植被指数作为生物因子可以极大地提升土壤呼吸估算模型精度,可为今后在大尺度上快速准确估算土壤呼吸提供参考。

4 结 论

1) 冬小麦土壤呼吸速率 R_s 随季节变化呈现先增高后下降的趋势,5 种处理在各个生育期表现一致,从大到小依次为: SN200>SN150>SN120>SN100>SN0,表明氮肥添加能够增加 R_s 排放。冬小麦冠层高光谱在近红外平台处随生育期呈现逐渐下降的趋势。各处理拔节期时冬小麦冠层曲线差异最为明显,在近红外平台由高到低依次表现为: SN200>SN150>SN120>SN100>SN0,灌浆期和成熟期各处理间差异不大。

2) 土壤温度与土壤呼吸速率呈现极显著二次曲线关系 ($R^2=0.38, n=120$),拟合精度较低。土壤湿度与土壤呼吸速率则无显著相关关系, *LAI*、*AGB*、*SPAD* 与植被指数均与土壤呼吸速率呈现显著相关关系,其中 *LAI* 与相关系数为 0.64, *NDMI* 与 R_s 相关系数为 0.68,表明了上述生物因子对土壤呼吸有显著影响。

3) 构建得到基于土壤温度与植被指数的冬小麦农田综合土壤呼吸速率估算模型,冬小麦农田土壤呼吸的最佳综合估算模型为 RF-PLSR 模型 ($R^2=0.619, RMSE=0.688, NRMSE=17.3%, n=120$),模型模拟效果较好。结果表明,基于土壤温度与植被指数的综合土壤呼吸模型效果明显高于仅基于土壤温度的土壤呼吸模型,说明基于高光谱监测冬小麦土壤呼吸速率具有可行性,为今后快速无损监测关中地区土壤呼吸速率提供一定参考。

参 考 文 献:

- [1] WMO. The state of greenhouse gases in the atmosphere based on global observations through 2021 [EB/OL]. (2022-10-26) [2023-01-13]. https://library.wmo.int/doc_num.php?explnum_id=11352.

- [2] BATJES N H. Total carbon and nitrogen in the soils of the world[J]. *European Journal of Soil Science*, 2014, 65(1): 10-21.
- [3] 胡洋, 丛孟菲, 马雯琪, 等. 化肥减施对冬小麦土壤呼吸的影响[J]. *中国土壤与肥料*, 2022, (2): 1-8.
HU Y, CONG M F, MA W Q, et al. Effect of fertilizer reduction on soil respiration of winter wheat[J]. *Soil and Fertilizer Sciences in China*, 2022, (2): 1-8.
- [4] YAN W M, ZHONG Y Q W, LIU J, et al. Response of soil respiration to nitrogen fertilization: evidence from a 6-year field study of croplands[J]. *Geoderma*, 2021, 384: 114829.
- [5] 马建辉, 黄培新, 姜丽娜, 等. 不同秸秆还田方式配施氮肥对麦田碳平衡的影响[J]. *河南农业科学*, 2019, 48(11): 62-69.
MA J H, HUANG P X, JIANG L N, et al. Effect of combination of different straw returning methods with N application on carbon balance of wheat field[J]. *Journal of Henan Agricultural Sciences*, 2019, 48(11): 62-69.
- [6] CHEN D M, LI J J, LAN Z C, et al. Soil acidification exerts a greater control on soil respiration than soil nitrogen availability in grasslands subjected to long-term nitrogen enrichment[J]. *Functional Ecology*, 2016, 30(4): 658-669.
- [7] 胡文沛, 张闯, 胡春胜, 等. 长期增温和施氮对华北平原农田土壤呼吸及其温度敏感性的影响[J]. *中国生态农业学报(中英文)*, 2022, 30(5): 761-768.
HU W P, ZHANG C, HU C S, et al. Effects of long-term warming and nitrogen fertilization on soil respiration and temperature sensitivity in the North China Plain[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture (Chinese and English)*, 2022, 30(5): 761-768.
- [8] HUANG J, GAO Z J, CHEN J, et al. Diurnal and seasonal variations of soil respiration rate under different row-spacing in a *Panicum virgatum* L. field on semi-arid Loess Plateau of China[J]. *Journal of Arid Land*, 2016, 8(3): 341-349.
- [9] CICUÉNDEZ V, RODRÍGUEZ-RASTRERO M, HUESCA M, et al. Assessment of soil respiration patterns in an irrigated corn field based on spectral information acquired by field spectroscopy[J]. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 2015, 212: 158-167.
- [10] DING S C, YAO X W, WANG J, et al. Relationships between soil respiration and hyperspectral vegetation indexes and crop characteristics under different warming and straw application modes[J]. *Environmental Science and Pollution Research International*, 2021, 28(30): 40756-40770.
- [11] 姚雪雯, 陈书涛, 王君, 等. 不同作物农田的土壤呼吸与高光谱的关系[J]. *农业环境科学学报*, 2020, 39(5): 1140-1149.
YAO X W, CHEN S T, WANG J, et al. Relationships between soil respiration and hyperspectrum in different croplands[J]. *Journal of Agro-Environment Science*, 2020, 39(5): 1140-1149.
- [12] 孙奇, 关琳琳, 焦全军, 等. 基于植被指数融合的冬小麦生物量反演研究[J]. *遥感技术与应用*, 2021, 36(2): 391-399.
SUN Q, GUAN L L, JIAO Q J, et al. Research on retrieving biomass of winter wheat based on fusing vegetation index[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2021, 36(2): 391-399.
- [13] 连玲, 王振锡, 高亚利, 等. 截形叶螨危害下枣冠层含水量高光谱估算模型[J]. *西南农业学报*, 2020, 33(11): 2524-2529.
LIAN L, WANG Z X, GAO Y L, et al. Hyperspectral estimation model of water content in coronal layer of jujube damaged by *Tetranychus truncatus*[J]. *Southwest China Journal of Agricultural Sciences*, 2020, 33(11): 2524-2529.
- [14] ZHAO F, HUANG Y B, GUO Y Q, et al. Early detection of crop injury from glyphosate on soybean and cotton using plant leaf hyperspectral data[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(2): 1538-1563.
- [15] HUANG N, NIU Z, ZHAN Y L, et al. Relationships between soil respiration and photosynthesis-related spectral vegetation indices in two cropland ecosystems[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2012, 160: 80-89.
- [16] SIMS D A, GAMON J A. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(2/3): 337-354.
- [17] ELVANIDI A, KATSIOULAS N, AUGOUSTAKI D, et al. Crop reflectance measurements for nitrogen deficiency detection in a soilless tomato crop[J]. *Biosystems Engineering*, 2018, 176: 1-11.
- [18] YUE J B, YANG G J, LI C C, et al. Estimation of winter wheat above-ground biomass using unmanned aerial vehicle-based snapshot hyperspectral sensor and crop height improved models[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(7): 708.
- [19] STEDDOM K, HEIDEL G, JONES D, et al. Remote detection of rhizomania in sugar beets[J]. *Phytopathology*, 2003, 93(6): 720-726.
- [20] CHENG Q, XU H G, FEI S P, et al. Estimation of maize LAI using ensemble learning and UAV multispectral imagery under different water and fertilizer treatments[J]. *Agriculture*, 2022, 12(8): 1267.
- [21] 刘林, 苑进, 张岩, 等. 日光温室基质培生菜鲜质量无损估算方法[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(9): 230-240.
LIU L, YUAN J, ZHANG Y, et al. Non-destructive estimation method of fresh weight of substrate cultured lettuce in solar greenhouse[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(9): 230-240.
- [22] 陈晓凯, 李粉玲, 王玉娜, 等. 无人机高光谱遥感估算冬小麦叶面积指数[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(22): 40-49.
CHEN X K, LI F L, WANG Y N, et al. Estimation of winter wheat leaf area index based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, 36(22): 40-49.
- [23] 郑一力, 赵燕东, 董玮, 等. 竹叶片氮含量高光谱估测方法对比研究[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(增刊1): 393-400.
ZHENG Y L, ZHAO Y D, DONG W, et al. Comparison on hyperspectral estimation method of nitrogen content in bamboo leaf[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(S1): 393-400.
- [24] 于伟家, 李雪松, 陈竹君, 等. 氮肥对不同无机碳含量土壤二氧化碳释放的影响[J]. *应用生态学报*, 2018, 29(8): 2493-2500.
YU W J, LI X S, CHEN Z J, et al. Effects of nitrogen fertilizer application on carbon dioxide emissions from soils with different inorganic carbon contents[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2018, 29(8): 2493-2500.
- [25] LIU J, ZHONG Y Q W, JIA X Y, et al. Wheat straw decomposition patterns and control factors under nitrogen fertilization[J]. *Journal of Soil Science and Plant Nutrition*, 2021, 21(4): 3110-3121.
- [26] SONG C C, ZHANG J B. Effects of soil moisture, temperature, and nitrogen fertilization on soil respiration and nitrous oxide emission during maize growth period in northeast China[J]. *Acta Agriculturae Scandinavica, Section B — Soil & Plant Science*, 2009, 59(2): 97-106.