doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.04.028

基于无人机遥感的夏玉米农田土壤呼吸速率估算方法

崔利华[1]　张梦飞[1]　李凭阳[1]　王胜蒲[1]　范文泽[1]　韩文霆[1,2]

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 西北农林科技大学旱区节水农业研究院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 准确及时地估算农田土壤碳呼吸速率时空变化对揭示农业生产过程碳排放规律具有重要意义。传统方法在小尺度上能较好地模拟土壤呼吸动态,但在农田尺度上对空间异质性的描述仍存在不足。为实现土壤呼吸(Soil respiration)高空间分辨率准确估算,本研究以内蒙古中部典型地区夏玉米为研究对象,试验设置 1 个对照区(Tr1:100% ET 施水,ET 为蒸发蒸腾量)和 3 个调亏灌溉区(Tr2、Tr3、Tr4),利用静态箱法监测不同生育期土壤呼吸速率,并结合无人机遥感多光谱与热红外数据获取植被指数和土壤表面温度(T_{UAV})。进一步将 T_{UAV} 与简单色素比值指数(Simple pigment ratio index, SRPI)、归一化植被指数 2(Green-blue normalized difference vegetation index, $NDVI_{g-b}$)和归一化色素叶绿素指数(Normalized pigment chlorophyll index, NPCI)分别引入 Lloyd-Taylor 模型,构建改进的植被-热指数(Vegetation-heat index, VHI)土壤呼吸估算模型,并与反向传播神经网络(Back propagation neural network, BPNN)模型估算结果进行比较。结果表明:Tr1 ~ Tr4 处理下,土壤表面温度(Temperature of the soil surface, T_{SF})与季节性土壤呼吸速率显著相关,相关系数分别为 0.946、0.886、0.898 和 0.766;在 9 种表征作物光合作用能力的植被指数中,SRPI 与季节性土壤呼吸速率相关性最高。基于 SRPI 和 T_{UAV} 的 VHI 模型拟合效果最佳(R^2 = 0.73),与 BPNN 模型(R^2 = 0.81)相当。研究结果表明,结合无人机多光谱和热红外遥感数据与 VHI 模型,可在农田尺度实现土壤呼吸高时空分辨率异质性描述与制图,有效提升估算精度。

关键词: 夏玉米; 无人机遥感; 土壤呼吸; 植被指数; 热红外; Lloyd-Taylor 模型

中图分类号: S127　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)04-0287-09　　**OSID**:

Estimation Method of Soil Respiration Rate in Summer Maize Farmland Based on UAV Remote Sensing

CUI Lihua[1]　ZHANG Mengfei[1]　LI Pingyang[1]　WANG Shengpu[1]　FAN Wenze[1]　HAN Wenting[1,2]

(1. *College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi* 712100, *China*
2. *Research Institute of Water-saving Agriculture in Dry Area, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi* 712100, *China*)

Abstract: Accurate and timely estimation of spatiotemporal dynamics of farmland soil respiration rate is crucial for revealing carbon emission patterns during agricultural production. Traditional methods can simulate soil respiration dynamics at small scales, but they remain insufficient in characterizing spatial heterogeneity at the farmland scale. To achieve accurate estimation of soil respiration at high spatial resolution, it was focused on summer maize in a typical region of central Inner Mongolia. The experiment included one control treatment (Tr1: irrigation at 100% ET, where ET represents evapotranspiration) and three deficit irrigation treatments (Tr2, Tr3, Tr4). Soil respiration rates were monitored at different growth stages by using the static chamber method, while vegetation indices and soil surface temperature (T_{UAV}) were retrieved from UAV-based multispectral and thermal infrared data. The T_{UAV}, together with the simple pigment ratio index (SRPI), the green-blue normalized difference vegetation index ($NDVI_{g-b}$), and the normalized pigment chlorophyll index (NPCI), were incorporated into the Lloyd-Taylor model to develop an improved vegetation-heat index (VHI) model for soil respiration rate estimation. The performance of this model was further compared with that of a back propagation neural network (BPNN) model. The results showed that under Tr1 ~ Tr4 treatments, temperature of the soil

收稿日期: 2025-09-06　修回日期: 2025-09-26

基金项目: 陕西省秦创原产业创新聚集区"四链"融合项目(2025CY-JJQ-21)、陕西省重点产业创新链项目(2024NC-ZDCYL-05-01)和云南省重大科技专项计划(202402AE090005)

作者简介: 崔利华(1987—),男,博士生,主要从事农田碳源汇监测装备及估算方法研究,E-mail: cuilihua03200@163.com

通信作者: 韩文霆(1972—),男,研究员,博士,主要从事农情信息空天地一体化智能感知技术及装备研究,E-mail: hanwt2000@126.com

surface (T_{SF}) was significantly correlated with seasonal soil respiration rate, with correlation coefficients of 0.946, 0.886, 0.898 and 0.766, respectively. Among the nine vegetation indices indicative of crop photosynthetic capacity, SRPI exhibited the strongest correlation with seasonal soil respiration rate. The VHI model based on SRPI and T_{UAV} achieved the best fitting performance (R^2 = 0.73), which was comparable to the BPNN model (R^2 = 0.81). Overall, it was demonstrated that integrating UAV multispectral and thermal infrared data with the VHI model enabled high-resolution characterization and mapping of soil respiration rate heterogeneity at the farmland scale, thereby improving estimation accuracy.

Key words: summer maize; UAV remote sensing; soil respiration; vegetation index; thermal infrared; Lloyd - Taylor model

0 引言

土壤呼吸(Soil respiration)是陆地生态系统碳循环的重要组成部分。全球农田土壤碳储量约占陆地土壤碳库总量的 10%,其微小波动即可对全球温室效应产生显著影响。因此,准确、及时地估算农田土壤碳通量的时空变化,对揭示农业生产过程的碳排放规律及实现全球碳循环管理具有重要意义[1]。

土壤呼吸速率主要由土壤微生物的异养呼吸和根系自养呼吸共同决定,这些过程受土壤温度、土壤水分和植物生长状态等因素的综合调控[2-6]。已有研究通过将土壤温度、湿度及反映植被生长状况的指标引入线性、指数或对数等函数模型,建立了不同形式的土壤呼吸速率估算模型[3,6-8]。这些模型在小尺度上能较好地模拟土壤呼吸动态,但在农田尺度上对空间异质性的描述仍存在不足[5]。为突破这一局限,遥感技术逐渐被引入土壤呼吸估算研究[9-10]。卫星遥感可实现大范围覆盖,但受限于光谱分辨率和重访周期,其反演精度有限。相比之下,无人机遥感能快速获取高分辨率的农田信息[11],为农田尺度土壤呼吸的空间连续估算提供新途径。

已有研究表明,无人机遥感数据结合机器学习或经验模型在估算土壤呼吸时具有较好的应用潜力。例如,LIU 等[12]基于无人机多光谱与热红外传感器,结合多种植被指数与机器学习方法,实现了荒漠化矿山土壤呼吸的高精度估算,但其对输入数据的依赖性较高,需要大量数据支撑。基于 Arrhenius 方程提出的 Lloyd - Taylor 模型[13],是描述土壤呼吸响应温度变化的经典模型,因输入变量少、可解释性强而被广泛应用[14-17]。LU 等[17]将无人机获取的植被指数以及地表实测的土壤含水量引入 Lloyd - Taylor 模型,构建了冬小麦生态系统呼吸模型,但最高拟合度仅为 0.64,模型精度仍有待提升。

此外,光合作用已被证实是土壤呼吸的重要驱动因子[18-19],而叶绿素是光合作用过程中的关键色素。因此,能反映植被叶绿素含量的植被指数,如归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)、绿度归一化差异植被指数(Green normalized difference vegetation index, GNDVI)、比值植被指数(Ratio vegetation index, RVI)、增强植被指数(Enhanced vegetation index, EVI)、绿色叶绿素指数和红边叶绿素指数,常被广泛应用于土壤呼吸估算研究[8,17,20-21]。

内蒙古大部分地区属于干旱半干旱区,具有降水稀少、蒸发量大等特点,农田生产对灌溉水资源依赖性强。作为关键的农田管理措施,灌溉可通过调节土壤温湿度调控土壤呼吸过程[22-23]。目前针对内蒙古区域尺度的土壤呼吸时空变化规律和空间分布格局已有一定研究[24],但在农田尺度开展高分辨率土壤呼吸估算的工作仍然有限。基于此,本文利用 2019 年内蒙古自治区鄂尔多斯市达拉特旗昭君镇夏玉米精准灌溉试验区实测数据,结合无人机遥感获取的多光谱数据与热红外影像,对 Lloyd - Taylor 模型进行改进,以提升农田土壤呼吸估算精度。同时,与常用且精度较高的机器学习方法——反向传播神经网络(Back propagation neural network, BPNN)进行对比,以揭示内蒙古中部典型地区夏玉米农田土壤呼吸的主要驱动因子,探索无人机多源遥感数据与 Lloyd - Taylor 模型结合提升估算精度潜力,以实现农田尺度高时空分辨率的土壤呼吸制图,为干旱区农田碳排放评估与水肥管理提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 试验区概况

试验区位于内蒙古自治区鄂尔多斯市达拉特旗昭君镇(40°26′0.29″N,109°36′25.99″E,海拔 1 010 m),属温带大陆性半干旱季风气候区,年均温 6.1 ~ 7.1℃,年降雨量 240 ~ 360 mm。供试作物为夏玉米(钧凯 918),2019 年 5 月上旬播种,5 月中旬出苗,9 月中旬收获。灌溉采用中心支轴式喷灌机组(Valmont Industries Inc., Omaha,美国),试验设计布局如图 1 所示。

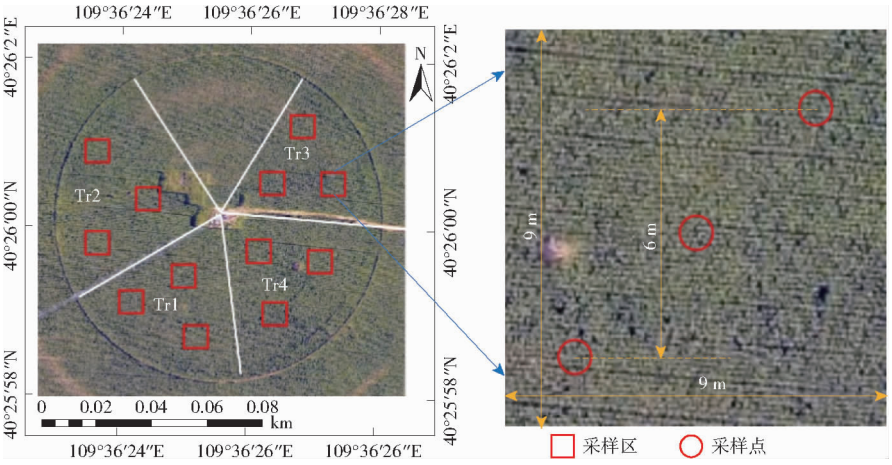


图 1　试验区灌溉处理及采样点分布

Fig. 1　Irrigation treatment and sampling points

1.2　试验设计

试验设置 1 个对照区(Tr1:100% ET 施水,ET 为蒸发蒸腾量)和 3 个调亏灌溉区(Tr2、Tr3、Tr4),分别在玉米营养生长晚期(Late vegetative stage,L 期:7 月 4 日—8 月 4 日)、生殖期(Reproductive stage,R 期:8 月 5—25 日)及成熟期(Maturity stage,M 期:8 月 26 日—9 月 8 日)进行不同梯度的灌溉处理。各处理在试验期间不同生育期灌溉量及降雨量如表 1 所示。

表 1　各处理试验区灌溉量和降雨量

Tab. 1　Irrigation amount and precipitation for each treatment plot　　mm

处理	L 期灌溉量	R 期灌溉量	M 期灌溉量	总灌溉量	降雨量
Tr1	72 (100% ET)	26 (100% ET)	20 (100% ET)	118	115
Tr2	47 (65% ET)	26 (100% ET)	13 (65% ET)	86	115
Tr3	47 (65% ET)	17 (65% ET)	13 (65% ET)	77	115
Tr4	29 (40% ET)	26 (100% ET)	8 (40% ET)	63	115

1.3　土壤呼吸速率及地面数据测量

土壤呼吸速率采用密闭式静态箱法测定,气体采集系统为自主研发装置(图 2)。在夏玉米整个生育期共开展 8 次观测,时间为 7 月 10 日、7 月 17 日、7 月 26 日、8 月 1 日、8 月 10 日、8 月 21 日、8 月 28 日和 9 月 4 日。试验共设置 12 个采样区,每个采样区均安装 1 套气体采集系统,布设于采样区中心位置。每次试验自当地时间 18:00 开始,持续至次日 16:00。试验期间,系统以 2 h 为间隔进行自动监测。在采样箱关闭后,装置分别于 0、10、20、30 min 自动采集气体样品,并储存于采样袋内。由此,每个采样区每次试验可获得 12 组通量数据。气体采集流程参照文献[25]方法。试验结束后气体样品立即送回实验室,并利用 TD600 - SH - B - CO_2 型红外气体分析仪(北京天地首和科技发展有限公司)测定 CO_2 浓度。根据连续 4 个样品浓度变化,采用线性回归方法计算 CO_2 升高速率,CO_2 排放通量计算式为

$$F = \rho h \frac{273}{273 + T} \frac{\mathrm{d}c}{\mathrm{d}t} \tag{1}$$

式中　F——CO_2 排放通量,mg/(m²·h)

h——采样箱高度,m

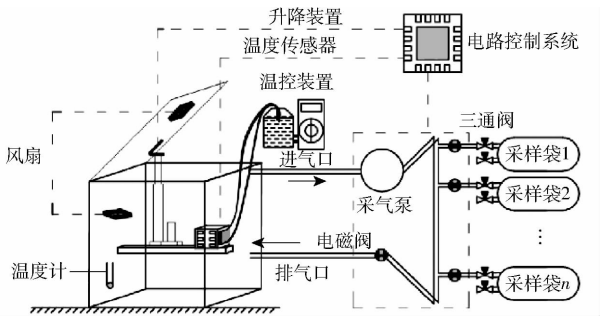


图 2　土壤呼吸自动监测系统示意图

Fig. 2　Schematic of automated soil respiration monitoring system

ρ——标准大气压下 CO_2 密度,g/cm³

T——采样箱内平均气温,℃

$\mathrm{d}c/\mathrm{d}t$——CO_2 浓度变化率,μmol/(mol·h)

土壤表面温度(Temperature of the soil surface,T_{SF})及 5 cm 深度土壤温度(Soil temperature at 5 cm,$T_{S,5}$)通过温度传感器(精讯畅通电子科技有限公司)获取,试验期间每 5 min 记录 1 次。叶绿素相对含量采用 SPAD - 502 Plus 型便携式叶绿素仪(Konica Minolta, Osaka, 日本)测定。气象数据,包括降雨量、空气温度与相对湿度、净太阳辐射以及风速(测量高度为地面上方 2 m),均由距试验区约

1 200 m 的自动气象站获取。除降雨量外,其他气象参数每 30 min 采集 1 次。

1.4 无人机遥感影像数据采集

采用自主研发的多传感器无人机监测系统,其中多光谱相机为美国 MicaSense 公司的 RedEdge - M,视场角为 47.2°,焦距为 9.6 mm,能够采集蓝、绿、红、红边及近红外 5 个波段光谱信息,中心波长分别为 475、560、668、717、840 nm。为确保数据准确性,多光谱相机配备了光强传感器及专用地面校准板,用于光照强度校正和辐射校准。热红外相机型号为 Vue Pro 640R(FLIR Systems Inc.,Wilsonville,美国),用于获取试验区地表热红外数据。

多光谱和热红外遥感影像数据采集于土壤呼吸试验次日,飞行时间为当地时间 11:00—13:00(北京时间 11:44—13:44),并选择在晴朗无云天气条件下开展。无人机飞行高度设定为 70 m,所得多光谱和热红外影像空间分辨率分别为 5、10 cm/像素。无人机飞行过程中,航向重叠率为 94%,旁向重叠率为 92%。采集影像通过 Pix4Dmapper 软件进行拼接与处理后,利用灰板与光强传感器对遥感影像进行反射率校正,最终生成反射率影像。

1.4.1 植被指数筛选

参考已有研究成果[26-33],筛选并采用 9 种与植物叶绿素密切相关的植被指数,见表 2。

表 2 植被指数及计算公式

Tab.2 Calculation of vegetation index

植被指数	计算公式
NDVI[26]	$NDVI=\frac{NIR-R}{NIR+R}$
归一化植被指数 2(Green-blue normalized difference vegetation index, $NDVI_{g-b}$)[27]	$NDVI_{g-b}=\frac{G-B}{G+B}$
GNDVI[28]	$GNDVI=\frac{NIR-G}{NIR+G}$
RVI[29]	$RVI=\frac{NIR}{R}$
比值植被指数 2(Ratio vegetation index 2, RVI_2)[30]	$RVI_2=\frac{NIR}{G}$
EVI[28]	$EVI=2.5\frac{NIR-R}{NIR+6R-7.5B+1}$
归一化色素叶绿素指数(Normalized pigment chlorophyll index, NPCI)[31]	$NPCI=\frac{R-B}{R+B}$
简单比值植被指数(Simple ratio index, SR)[32]	$SR=\frac{NIR}{Re}$
简单色素比值指数(Simple pigment ratio index, SRPI)[33]	$SRPI=\frac{B}{R}$

注:B、G、R、Re 和 NIR 分别为 475、560、668、717、840 nm 波长处光谱反射率。

1.4.2 土壤表面温度反演

地表温度反演聚焦土壤表层热辐射特征,采用黑体辐射理论框架构建技术体系。基于 Planck 定律与 Stefan - Boltzmann 方程的理论关联,借助飞行平台搭载的探测器获取地物热辐射特征,通过辐射-温度转换模型实现地表温度量测。选用 FLIR Vue Pro 640R 型航拍系统采集原始热数据,经几何畸变修正、辐射特性校准及影像融合处理获得标准反射率图。运用 ENVI 5.3 平台完成辐射校正与地理配准等基础处理,依据公式

$$T_{UAV}=0.04D_N-273.15 \tag{2}$$

式中 T_{UAV}——热红外遥感影像单像元温度,℃

D_N——单个像元灰度

实现像元级土壤温度解算。

1.5 土壤呼吸速率无人机遥感估算模型构建

Lloyd - Taylor 模型因其能捕捉土壤呼吸对温度敏感性的非线性变化,且适用于较宽的温度范围,已有较多研究利用该模型预测土壤呼吸速率,计算式为

$$R_S=R_{ref}e^{E_0\left(\frac{1}{T_{ref}-T_0}-\frac{1}{T-T_0}\right)} \tag{3}$$

式中 R_S——土壤呼吸速率,mg/(m²·h)

R_{ref}——参考温度(10℃)下的土壤呼吸速率,mg/(m²·h)

E_0——活化能参数

T_{ref}——参考温度,取 10℃

T——土壤温度,℃

其中 T_0 取 -46.02℃。

用 T_{UAV} 替代式(3)中的变量 T,并选取多光谱遥感获取的适宜植被指数作为衡量作物季节性光合作用强度指标,从而构建改进的植被-热指数(Vegetation-heat index, VHI)土壤呼吸速率估算模型,表达式为

$$R_S=(R_{ref}+aV_I^2+bV_I)e^{E_0\left(\frac{1}{T_{ref}-T_0}-\frac{1}{T_{UAV}-T_0}\right)} \tag{4}$$

式中 a、b——模型参数

V_I——植被指数

1.6 模型结果对比与精度评价

在前期研究中,采用多种机器学习算法,以地面实测的 T_{SF} 以及叶绿素含量作为输入变量,对季节尺度的 R_S 进行预测。结果显示,在整个生长季内,BPNN 模型表现最佳,可解释季节尺度 R_S 变异的 87.8%[22]。基于以上研究,选取 BPNN 模型作为对比基准,并将其估算结果与基于 VHI 的显式模型结果进行比较。

构建 1 个单隐含层,包含 10 个神经元的人工神经网络模型(图 3),并采用 Levenberg - Marquardt 反向传

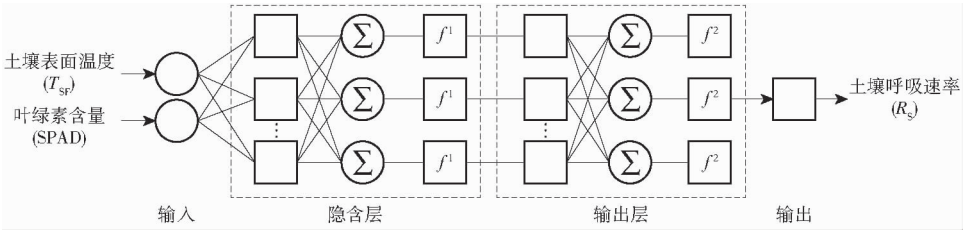


图 3　BPNN 模型

Fig. 3　Back propagation neural network model

播算法对网络进行训练。全生育期共获得 1 152 组日尺度 R_S试验数据，并以不同试验期的 R_S日均值表征其季节动态，最终获得 96 组季尺度试验数据，其中 Tr1 ~ Tr4 4 个灌溉处理区各 24 组。为增强模型评估稳健性，采用 10 - fold 交叉验证方法，以最大程度利用有限样本并降低模型性能评估的不确定性。

为更好地比较不同模型估算精度，选择决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和相对误差(∂)作为 R_S评价指标。

2　结果与分析

2.1　植被指数与土壤呼吸速率相关性

对不同植被指数与季节性 R_S间关系进行相关性分析，结果见表 3。分析表明，SRPI 与季节性 R_S极显著正相关(相关系数 $r = 0.467$，$P < 0.01$)；而 NPCI 和 $NDVI_{g-b}$与季节性 R_S呈显著负相关(r 为 -0.393 和 -0.466)，表明 SRPI、NPCI 和 $NDVI_{g-b}$均能较好地反映 R_S的季节性变化规律。相比之下，其他植被指数(NDVI、GNDVI、RVI、RVI_2、EVI、SR)与 R_S相关性较弱，未达到统计显著性，说明在本研究条件下，这些植被指数对 R_S的解释能力有限。

为进一步探究季节性 R_S与 SRPI、NPCI 和 $NDVI_{g-b}$间关系，对白天当地时间 06:00—20:00)R_S均值、夜间(当地时间 20:00—次日 06:00) R_S均值以及当地时间 12:00 和 14:00 获取的 R_S与 3 种植被指数进行相关性分析，结果见表 4。分析表明，

表 3　不同植被指数与季节性 R_S相关性

Tab. 3　Correlations between different vegetation indices and seasonal R_S

植被指数	NDVI	$NDVI_{g-b}$	GNDVI	RVI	RVI_2	EVI	NPCI	SR	SRPI
相关系数	0.063	-0.466 **	0.123	0.196	0.152	0.215	-0.393 *	-0.269	0.467 **

注：* 表示相关性显著($0.01 \leqslant P < 0.05$)，** 表示相关性极显著($P < 0.01$)，下同。

表 4　SRPI、NPCI、$NDVI_{g-b}$与季节性 R_S相关性

Tab. 4　Correlations between SRPI, NPCI, $NDVI_{g-b}$ and seasonal R_S

VI_S	日平均 R_S	白天平均 R_S	夜间平均 R_S	12:00 R_S	14:00 R_S
SRPI	0.467 **	0.468 **	0.464 **	0.485 **	0.477 **
NPCI	-0.393 *	-0.393 *	-0.390 *	-0.409 *	-0.399 *
$NDVI_{g-b}$	-0.466 **	-0.470 **	-0.457 **	-0.469 **	-0.446 **

在季节尺度上，SRPI 与 R_S相关性最高。相比日平均 R_S、白天平均 R_S、夜间平均 R_S及 14:00 的 R_S，当地时间 12:00 测得的 R_S与 3 种植被指数的相关性更高，这可能是由于本研究的无人机飞行主要在当地时间 11:00—13:00 进行，与 12:00 R_S测量在时间上最为对应。因此，选择不同生育期 12:00 测得的 R_S作为季节尺度 R_S，并选用 SRPI 作为估算季节性 R_S的光合作用响应变量。

2.2　土壤温度与土壤呼吸速率相关性

全生育期各灌溉区 T_{SF}和 $T_{S,5}$均与季节性 R_S呈正相关，见表 5。在 Tr1、Tr2 和 Tr3 处理下，T_{SF}与 R_S相关系数分别为 0.946、0.886 和 0.898 ($P < 0.01$)，$T_{S,5}$与 R_S相关系数分别为 0.953、0.911 和 0.914($P < 0.01$)，表明温度变化对季节性 R_S波动具有较强的解释能力。相比之下，Tr4 处理相关性虽仍显著($P < 0.05$)，但相关系数分别为 0.766 和 0.753，显著低于其他处理，表明在该水分条件下，土壤温度对 R_S的控制作用有所减弱。

表 5　T_{SF}、$T_{S,5}$与季节性 R_S相关性

Tab. 5　Correlations of T_{SF} and $T_{S,5}$ with seasonal R_S

处理	T_{SF}	$T_{S,5}$
Tr1	0.946 **	0.953 **
Tr2	0.886 **	0.911 **
Tr3	0.898 **	0.914 **
Tr4	0.766 *	0.753 *

2.3　土壤表面温度反演

基于热红外遥感影像，对试验区不同生育期(L 期：7 月 10 日，R 期：8 月 21 日，M 期：9 月 4 日)地表温度进行反演。在季节尺度上，提取研究区域对应像元平均温度作为估算值，并与地面实测当地时间 12:00 T_{SF}进行线性回归分析，结果如图 4 所示。由图 4 可知，不同试验处理条件下，T_{SF}与 T_{UAV}均呈显著

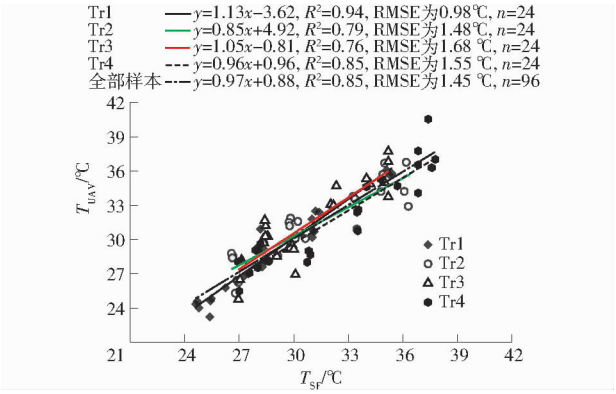


图 4 实测 T_{SF} 与 T_{UAV} 关系

Fig. 4 Relationship between measured T_{SF} and T_{UAV}

的线性相关关系。其中,Tr1 处理拟合效果最佳,R^2 高达 0.94,RMSE 仅为 0.98℃;而 Tr2 ~ Tr4 拟合精度均有不同程度下降,R^2 分别为 0.79、0.76 和 0.85,对应的 RMSE 分别为 1.48、1.68、1.55℃。在整合全部样本(n = 96)后,回归方程为 $y = 0.97x + 0.88$,R^2 = 0.85,RMSE 为 1.45℃。整体而言,不同处理下无人机监测系统测温与地表实测温度均保持良好一致性,且 Tr1 相关性与精度最佳。

不同生育期地表温度反演结果如图 5 所示。由图 5 可知,不同生育期地表温度均表现出显著的空间异质性,这种差异与各试验区灌水量差别密切相关,说明灌溉在作物不同生长阶段对地表温度分布具有重要调控作用。尽管 $T_{S,5}$ 与 R_S 相关性高于 T_{SF}(表 5),但由于无人机热红外遥感影像对 T_{SF} 的反演精度远高于 $T_{S,5}$,因此,最终选择 T_{UAV} 作为季节性 R_S 的关键非生物驱动因子。

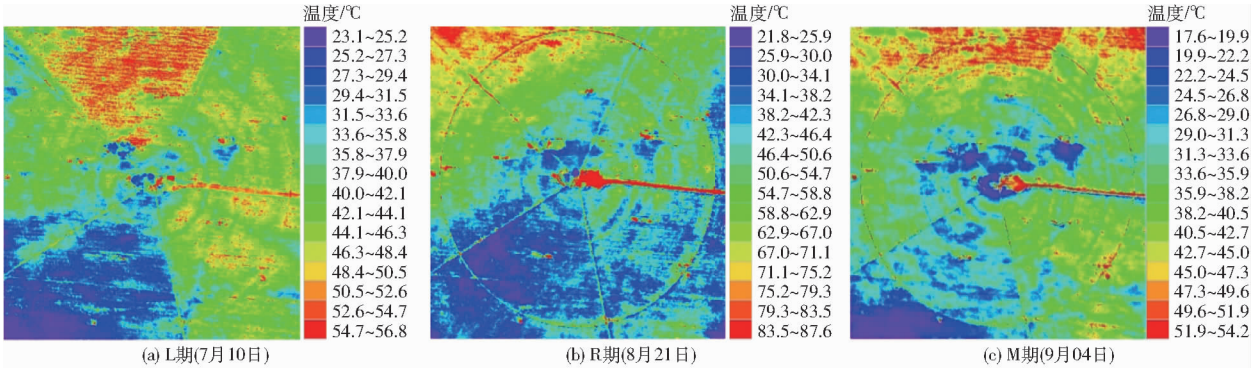


图 5 不同生育期 T_{SF} 在热红外遥感影像的空间分布

Fig. 5 Spatial distributions of T_{SF} in thermal infrared remote sensing imagery at different growth stages

2.4 基于无人机遥感的土壤呼吸速率估算模型结果对比

以无人机热红外遥感反演的 T_{UAV} 及植被指数 SRPI、NPCI 和 $NDVI_{g-b}$ 为自变量,基于改进的 Lloyd - Taylor 模型分别构建季节尺度的 VHI 估算模型,拟合结果见表 6。由表 6 可知,SRPI 与季节性 R_S 间具有显著的正相关关系,其模型 R^2 为 0.73,能较好地解释 R_S 的变异,说明 T_{UAV} 与 SRPI 对 R_S 的贡献最为显著,模型预测精度较高。NPCI 模型拟合程度略低(R^2 = 0.66),但依然表现出较好的预测能力。相比之下,$NDVI_{g-b}$ 模型拟合效果较差(R^2 = 0.47),表明其在季节性 R_S 预测中的贡献有限。总体而言,SRPI 表现最佳,适合作为季节性 R_S 的预测指标。

表 6 基于改进 Lloyd - Taylor 模型的季节尺度 VHI 模型

Tab. 6 Seasonal-scale VHI model based on modified Lloyd - Taylor model

因变量 y	自变量 x		拟合关系式	R^2
	x_1	x_2		
R_S	T_{UAV}	$SRPI$	$R_s = (100.3SRPI^2 - 188.4SRPI + 154.2)\,e^{394.6\left(0.018 - \frac{1}{T_{UAV}+46.02}\right)}$	0.73
		$NPCI$	$R_s = (616.8NPCI^2 - 77.5NPCI + 58.72)\,e^{401.9\left(0.018 - \frac{1}{T_{UAV}+46.02}\right)}$	0.66
		$NDVI_{g-b}$	$R_s = (-237.4NDVI_{g-b}^2 + 80.3NDVI_{g-b} + 17.3)\,e^{663.4\left(0.018 - \frac{1}{T_{UAV}+46.02}\right)}$	0.47

进一步地,采用 T_{UAV} 与 3 种植被指数作为输入变量,利用 BPNN 模型对 R_S 进行估算,并与基于 VHI 的显式模型进行比较(图 6)。由图 6 可知,以 SRPI 为输入变量时,VHI 与 BPNN 模型均取得最高精度,R^2 分别为 0.73 和 0.81,RMSE 分别为 114.0、115.4 mg/(m² · h);相对误差分别为 0.08% ~ 192.46% 和 0.03% ~ 108.44%,其中 49.0% 和 65.6% 预测值与实测值相对误差低于 20%。以 $NDVI_{g-b}$ 为输入变量时,R_S 估算精度最低,VHI 和 BPNN 模型 R^2 分别为 0.46 和 0.67,RMSE 分别为 194.5、152.7 mg/(m² · h),相对误差分别为 0.27% ~ 238.41% 和 0.35% ~ 208.93%,其中仅有 39.6% 和

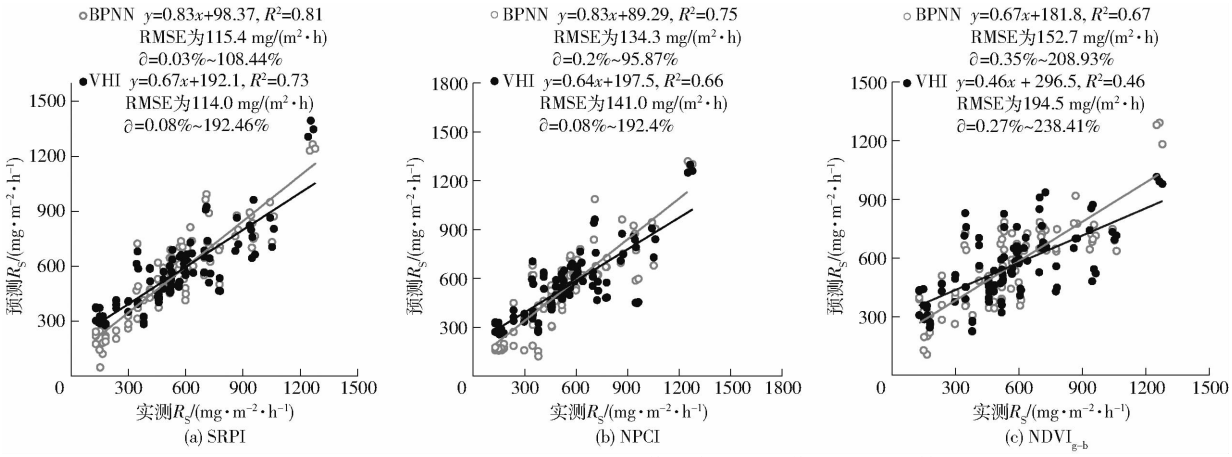


图 6　基于 SRPI、$NDVI_{g-b}$和 NPCI 的 VHI 模型与 BPNN 模型 R_S预测结果对比

Fig. 6　Comparison of R_S prediction results between VHI model and BPNN model based on SRPI, $NDVI_{g-b}$ and NPCI

53.1% 预测值与实测值相对误差低于 20%。整体上，SRPI 与 BPNN 模型结合为季节性土壤呼吸速率高效估算提供了最佳方案。尽管 VHI 模型精度略低于 BPNN，但二者差距并不显著；考虑到 BPNN 模型无法给出显式表达式，且模型复杂度高、计算量大，因此 VHI－SRPI 模型可作为估算 R_S 的最优方案。

2.5　不同生育期土壤呼吸速率估算与空间分布

由于采用的多光谱相机与热红外相机在空间分辨率上存在差异，为保持数据一致性，使用 ENVI 5.3 软件对无人机获取的多光谱影像进行最近邻插值法重采样至 0.1 m 分辨率，并与热红外影像进行波段融合，融合结果如图 7 所示。基于融合影像，利用 VHI－SRPI 模型对热红外、红光和蓝光波段进行计算，进而估算试验区土壤呼吸速率。

以夏玉米不同生育期遥感数据为例，分别反演并绘制各试验区在 12:00 的土壤呼吸速率空间分布图（图 8）。由图 8 可知，不同生育期土壤呼吸速率存在显著差异，整体由大到小依次为 L 期、R 期、M 期变化规律；在相同生育期内，不同灌溉处理间差异亦较为明显，例如 8 月 21 日 12:00 观测结果表明，土壤呼吸速率由大到小依次为 Tr1、Tr2、Tr3、Tr4。

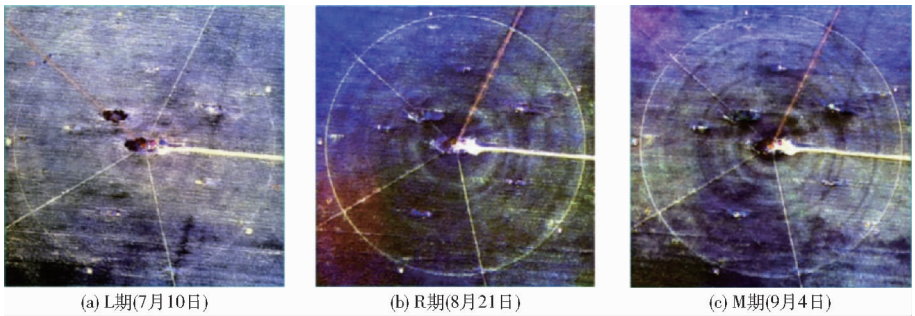


图 7　不同生育期夏玉米多光谱和热红外波段融合后遥感影像（红波、蓝波和热红外波段）

Fig. 7　Remote sensing images of summer maize at different growth stages after band fusion of multispectral and thermal infrared data (red, blue and thermal infrared bands)

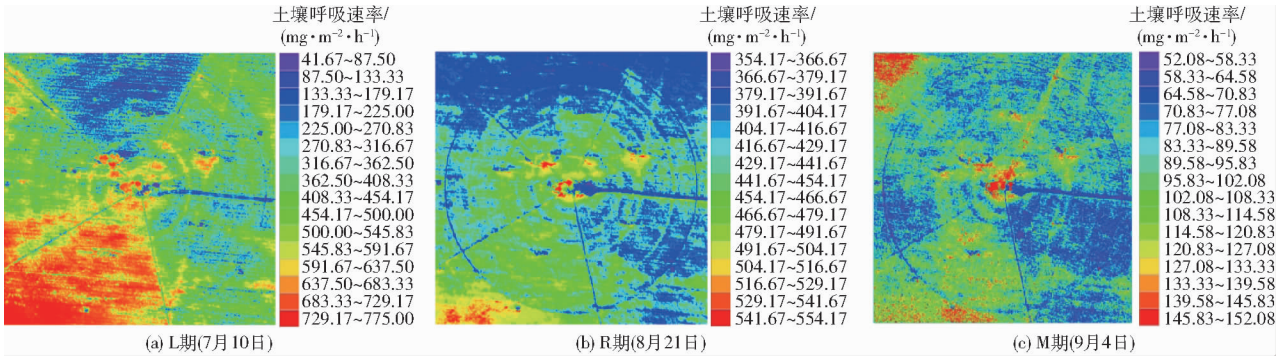


图 8　不同生育期 12:00 土壤呼吸速率空间分布

Fig. 8　Spatial distributions of soil respiration rate at 12:00 across different growth stages

此外,即使在相同处理条件下,土壤呼吸仍呈现明显的空间异质性。以上结果说明,提出的基于无人机遥感的土壤呼吸速率估算方法,能够在农田尺度高分辨率地揭示 R_S 的空间变异性,并实现空间分布可视化。

3 讨论

土壤温度是农田土壤呼吸的重要驱动因子之一,以往研究多采用深度 5 ~ 10 cm 土壤温度作为估算变量[3,34]。本研究结果表明,在不同土壤水分条件下,T_{SF} 与季节性 R_S 显著相关,该结果与前人研究结论一致[35]。进一步分析表明,不同灌水量条件下,无人机反演的地表温度与实测地表温度均保持较高一致性,说明基于无人机热红外遥感反演的 T_{UAV} 可以替代地面观测的表层温度,从而为 R_S 空间连续估算提供可行途径。然而,T_{UAV} 精度受土壤水分条件制约,在对照区,T_{UAV} 对 T_{SF} 的估算误差显著低于水分胁迫区。水分胁迫条件下,土壤蒸散发及表面能量分布发生变化,导致热红外反演精度下降,与 ZHANG 等[36]研究结果相吻合。因此,在利用热红外遥感估算 R_S 时,应充分考虑土壤含水量的影响。

光合作用与植被生理状态对 R_S 具有重要调控作用。叶绿素作为光合作用的核心色素,其含量与比例直接影响植被碳固存与呼吸过程。本研究基于无人机多光谱影像选取 9 种与叶绿素相关的植被指数,结果表明 $NDVI_{g-b}$、NPCI 和 SRPI 与 R_S 均显著相关。其中,SRPI 与 R_S 呈显著正相关,说明 SRPI 作为表征叶片色素比例的指数,能有效反映作物光合潜力及其对土壤呼吸的间接调控。相比之下,NPCI 和 $NDVI_{g-b}$ 与 R_S 呈负相关,可能反映叶绿素退化及胁迫状态下光合能力下降对土壤呼吸的抑制效应。基于 T_{UAV} 与 SRPI 构建的 VHI 模型拟合精度最高($R^2 = 0.73$),显著优于 LU 等[17]针对冬小麦生态系统呼吸的估算精度($R^2 = 0.64$)。这表明,将表层温度与光合驱动因子相结合,可以显著提高季节性 R_S 估算能力,尤其适用于农田生态系统。

在模型性能方面,比较了 VHI 与 BPNN 2 种方法。结果表明,两者在以 SRPI 为输入变量时均能取得较高精度,但 BPNN 属于“黑箱”模型,计算复杂度较高,需要大量数据支撑,在大范围或跨区域应用中存在一定限制。相比之下,VHI - SRPI 模型不仅精度接近 BPNN,而且具备良好的可解释性和较强的迁移潜力,基于无人机遥感能在农田尺度实现 R_S 空间连续估算与可视化。

尽管如此,本研究仍存在一定局限性。首先,研究区域仅覆盖单一作物类型和有限管理措施,模型在不同气候区、作物类型和灌溉制度下的适用性有待进一步验证;其次,无人机遥感受制于飞行时间和天气条件,无法实现实时不间断观测,如何与地面高频监测或卫星遥感相结合以实现多尺度融合仍是未来研究的重要方向。此外,VHI 模型尚未考虑土壤湿度、土壤质地等因子的交互作用,这可能在一定程度上限制了模型普适性。

4 结束语

通过试验和数据分析,利用无人机多光谱和热红外影像,结合 Lloyd - Taylor 模型,构建了内蒙古中部典型干旱区夏玉米农田土壤呼吸速率估算模型,并与反向传播神经网络(BPNN)模型估算结果进行了对比。结果表明,土壤表面温度(T_{SF})与季节性土壤呼吸速率显著相关,且 T_{UAV} 与 T_{SF} 拟合度高($R^2 = 0.85$),能有效替代地面实测温度用于 R_S 估算。在选取的 9 种与植被叶绿素密切相关植被指数中,SRPI 与 R_S 呈显著正相关,而 NPCI 和 $NDVI_{g-b}$ 与 R_S 显著负相关,三者均能较好地反映 R_S 的季节性变化,其中 SRPI 指示效果最佳。基于 T_{UAV} 和 SRPI 构建的 VHI - SRPI 模型拟合效果最佳($R^2 = 0.73$),表明光合驱动因子与温度的协同能显著提升 R_S 预测能力。相比之下,NDVI、GNDVI、RVI、RVI_2、EVI 和 SR 等指数对 R_S 的解释力较弱。与基于 BPNN 的机器学习方法相比,VHI - SRPI 模型具有表达形式清晰、计算简便及较强迁移潜力等优势。综上,采用无人机多源遥感数据开展农田土壤呼吸速率估算,可实现对土壤呼吸速率空间异质性的高分辨率描述,为揭示农业生产过程碳排放规律提供了新方法与技术支撑。

参 考 文 献

[1] HU Han, QIAN Chao, XUE Ke, et al. Reducing the uncertainty in estimating soil microbial-derived carbon storage[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2024, 121(35): e2401916121.

[2] HAO Yuefeng, MAO Jiafu, BACHMANN C M, et al. Soil moisture controls over carbon sequestration and greenhouse gas emissions: a review[J]. NPJ Climate and Atmospheric Science, 2025, 8(1): 16.

[3] SWAILS E E, ARDÓN M, KRAUSS K W, et al. Response of soil respiration to changes in soil temperature and water table level in drained and restored peatlands of the southeastern United States[J]. Carbon Balance Manag, 2022, 17(1): 18.

[4] BORDEN K A, MAFA-ATTOYE T G, DUNFIELD K E, et al. Root functional trait and soil microbial coordination:

implications for soil respiration in riparian agroecosystems[J]. Front Plant Sci., 2021, 12: 681113.

[5] 吴丹咏,王秀君,雷慧闽. 华北平原冬小麦-夏玉米农田生态系统土壤自养和异养呼吸模型构建[J]. 生态学报,2024, 44(6): 2364 - 2378.
WU Danyong, WANG Xiujun, LEI Huimin. Soil autotrophic respiration and heterotrophic respiration models for winter wheat - summer maize rotation cropland in the North China Plain[J]. Acta Ecologica Sinica, 2024, 44(6):2364 - 2378. (in Chinese)

[6] 王锐, 蔡焕杰, 王晓云, 等. 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[J]. 干旱地区农业研究, 2023, 41(6): 97 - 106.
WANG Rui, CAI Huanjie, WANG Xiaoyun, et al. Effects of nitrogen fertilizer application on soil respirationin winter wheat fields in Guanzhong region and estimation model based on vegetation index[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2023, 41(6): 97 - 106. (in Chinese)

[7] MA Mingzhen, ZANG Zhenhua, XIE Zongqiang, et al. Soil respiration of four forests along elevation gradient in northern subtropical China[J]. Ecology and Evolution, 2019, 9: 12846 - 12857.

[8] 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 Xuewen, CHEN Shutao, WANG Jun, et al. Relationships between soil respiration and hyperspectrum in different croplands[J]. Journal of Agro-Environment Science, 2020, 39(5): 1140 - 1149. (in Chinese)

[9] 姜海梅, 叶昊天, 王若静, 等. 基于 MODIS 产品的生态系统呼吸模型在内蒙古半干旱草原的验证[J]. 北京大学学报(自然科学版), 2019, 55(6):1029 - 1037
JIANG Haimei, YE Haotian, WANG Ruojing, et al. A validation study of MODIS-based ecosystem respiration model in a semi-arid grassland of Inner Mongolia[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2019, 55(6): 1029 - 1037. (in Chinese)

[10] 贾薇. 基于 MODIS 数据的天龙山灌丛土壤呼吸研究[D]. 太原:山西大学,2012.
JIA Wei. Research of soil respiration in shrub in Tianlong Mountain based on the MODIS data[D]. Taiyuan: Shanxi University, 2012. (in Chinese)

[11] 付新阳, 崔利华, 董雨昕, 等. 去除土壤背景影响的多光谱遥感影像玉米叶面积指数估算[J]. 农业机械学报, 2025, 56(5): 384 - 394.
FU Xinyang, CUI Lihua, DONG Yuxin, et al. Estimation of maize leaf area index from multi-spectral remote sensing with soil background effects removed[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(5):384 - 394. (in Chinese)

[12] LIU Ying, LIN Jiaquan, YUE Hui. Soil respiration estimation in desertified mining areas based on UAV remote sensing and machine learning[J]. Earth Science Informatics, 2023, 16(4): 3433 - 3448.

[13] LLOYD J, TAYLOR J A. On the temperature dependence of soil respiration[J]. Functional Ecology, 1994, 8: 315 - 323.

[14] CHEN Weinan, WANG Song, WANG Jinsong, et al. Evidence for widespread thermal optimality of ecosystem respiration[J]. Nature Ecology & Evolution, 2023, 7: 1379 - 1387.

[15] HAMDI S A H, MOYANO F E, SALL S N, et al. Synthesis analysis of the temperature sensitivity of soil respiration from laboratory studies in relation to incubation methods and soil conditions[J]. Soil Biology & Biochemistry, 2013, 58: 115 - 126.

[16] TJOELKER M G, OLEKSYN J, REICH P B. Modelling respiration of vegetation: evidence for a general temperature-dependent Q_{10}[J]. Global Change Biology, 2001(7): 223 - 230.

[17] LU Ruhua, ZHANG Pei, FU Zhaopeng, et al. Improving the spatial and temporal estimation of ecosystem respiration using multi-source data and machine learning methods in a rainfed winter wheat cropland[J]. Science of the Total Environment, 2023, 871: 161967.

[18] HUANG N, WANG L, HU Y, et al. Spatial variation of soil respiration in a cropland under winter wheat and summer maize rotation in the North China Plain[J]. PLoS One, 2016, 11(12): e0168249.

[19] HÖGBERG P, NORDGREN A, BUCHMANN N, et al. Large-scale forest girdling shows that current photosynthesis drives soil respiration[J]. Nature, 2001, 411(6839): 789 - 792.

[20] DING Sicheng, YAO Xuewen, WANG Jin, 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, 2021, 28(30): 40756 - 40770.

[21] LIU Qiang, YAN Chunyan, XIAO Qing, et al. Separating vegetation and soil temperature using airborne multiangular remote sensing image data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2012, 17: 66 - 75.

[22] ZHANG Mengfei, HAN Wenting, LI Chaoqun, et al. Daily and seasonal variations of soil respiration from maize field under different water treatments in North China[J]. Ecosphere, 2024,15(11): e4985

[23] 胡伟,张亚红,李鹏,等.不同施氮水平对紫花苜蓿草地土壤呼吸和土壤生化性质的影响[J].环境科学, 2019, 40(6): 2858 - 2868.
HU Wei, ZHANG Yahong, LI Peng, et al. Effects of different levels of nitrogen fertilization on soil respiration rates and soil biochemical properties in an alfalfa grassland[J]. Environmental Science, 2019, 40(6): 2858 - 2868. (in Chinese)

(下转第 326 页)

Plant Science, 2023, 14: 1167121.
[21] VARGHESE R, SAMBATH M. YOLO v8: a novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness[C]// 2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS). IEEE, 2024: 1-6.
[22] CHEN J, KAO S, HE H, et al. Run, don't walk: chasing higher FLOPS for faster neural networks[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 12021-12031.
[23] DAI X, CHEN Y, XIAO B, et al. Dynamic Head: unifying object detection heads with attentions[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2021: 7373-7382.
[24] ZHANG H, XU C, ZHANG S. Inner-IOU: more effective intersection over union loss with auxiliary bounding box[J]. arXiv Preprint, arXiv:2311.02877, 2023.
[25] WU X, ZHAN C, LAI Y K, et al. Ip102: a large-scale benchmark dataset for insect pest recognition[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 8787-8796.
[26] HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al. Ghostnet: more features from cheap operations[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 1580-1589.
[27] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for Mobilenetv3[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision,2019: 1314-1324.
[28] ZHANG X, ZHOU X, LIN M, et al. Shufflenet: an extremely efficient convolutional neural network for mobile devices[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2018: 6848-6856.

(上接第 295 页)

[24] 张雨迪. 内蒙古河套灌区义长灌域不同土地利用类型土壤温室气体排放特征及驱动机制[D]. 呼和浩特:内蒙古科技大学,2025.
ZHANG Yudi. Characteristics and driving mechanisms of soil greenhouse gas emissions under different land use tyeps in the Yichang Irrigation Area of Hetao Irrigation District, Inner Monglia[D]. Hohhot: Inner Monglia University of Science & Technology, 2025. (in Chinese)
[25] 张梦飞. 基于机地协同的夏玉米农田土壤碳排放估算方法研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学, 2021.
ZHANG Mengfei. Estimation of soil carbon emission from summer maize field based on ground measurement and UAV remote sensing[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2021. (in Chinese)
[26] MYNENI R B, WILLIAMS D L. On the relationship between FAPAR and NDVI[J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 49(3): 200-211.
[27] JIANG Nan, YANG Zaiqiang, ZHANG Hanqi, et al. Monitoring and risk prediction of low-temperature stress in strawberries through fusion of multisource phenotypic spatial variability features[J]. Plant Phenomics, 2025, 7(2): 100041.
[28] GAO Si, ZHONG Run, YAN Kai, et al. Evaluating the saturation effect of vegetation indices in forests using 3D radiative transfer simulations and satellite observations[J]. Remote Sensing of Environment, 2023, 295: 113665.
[29] VERRELST J, SCHAEPMAN M E, KOETZ B, et al. Angular sensitivity analysis of vegetation indices derived from CHRIS/PROBA data[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(5): 2341-2353.
[30] SCHUERGER A C, CAPELLE G A, DI BENEDETTO J A, et al. Comparison of two hyperspectral imaging and two laser-induced fluorescence instruments for the detection of zinc stress and chlorophyll concentration in bahia grass (*Paspalum notatum* Flugge.)[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 84(4): 572-588.
[31] PEÑUELAS J, GAMON J A, FREDEEN A L, et al. Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen- and water-limited sunflower leaves[J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 48(2): 135-146.
[32] COMPTON J T. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation[J]. Remote Sensing of Environment, 1979, 8(2): 127-150.
[33] 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): 337-354.
[34] PENG Manman, HAN Wenting, LI Chaoqun, et al. Diurnal and seasonal CO_2 exchange and yield of maize cropland under different irrigation treatments in semiarid Inner Mongolia[J]. Agricultural Water Management, 2021, 255: 107041.
[35] KELLY J, KLJUN N, EKLUNDH L, et al. Modelling and upscaling ecosystem respiration using thermal cameras and UAVs: application to a peatland during and after a hot drought[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2021, 300: 108330.
[36] ZHANG L, NIU Y, ZHANG H, et al. Maize canopy temperature extracted from UAV thermal and RGB imagery and its application in water stress monitoring[J]. Front Plant Sci., 2019, 10: 1270.