

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.20.032

基于时滞效应的无人机热红外遥感土壤含水率监测模型

陈俊英^{1,2} 许 齐^{1,2} 张秋雨^{1,2} 卢晓含^{1,2} 杨晓飞^{1,2} 刘 浩^{1,2} 钱 龙^{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. 西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室, 陕西杨凌 712100)

摘要: 作为调控作物水分状况和保障农业高效用水的关键参数,土壤含水率(Soil water content,SWC)的精准监测至关重要。为提高SWC 遥感反演精度,本研究以冬小麦为对象,基于连续2022、2023 年4 梯度(灌溉上限设定为田间持水率的95%(W1)、80%(W2)、65%(W3)和50%(W4))灌溉试验,提出融合冠-气温度时滞效应的无人机热红外遥感监测方法。通过固定式红外温度传感器(SI-411 型)和无人机热红外影像获取冠层温度,结合气象数据,采用峰值时间差法量化冠-气温度时滞特征,并解析其对水分梯度的响应机制。在此基础上构建4 类考虑时滞效应的SWC 监测模型(包括理论模型、经验模型、混合模型和冠气温差模型)。结果表明:W1~W3 处理时滞时间没有显著差异,W4 处理时滞时间降低,当土壤含水率低于田间持水率(50%~65%)阈值时,时滞时间显著缩短,而水分充足条件下差异不显著。引入时滞效应后,作物水分胁迫指数(Crop water stress index,CWSI)均值降低0.05~0.13,其中CWSI 混合模型分布最合理。除理论模型外,考虑时滞效应的SWC 监测模型 R^2 均有提升,其中CWSI 经验模型表现最优,2022、2023 年土壤含水率反演精度分别为 $R^2=0.53$ 、RMSE 为1.99%和 $R^2=0.51$ 、RMSE 为2.13%。本研究验证了时滞效应对无人机热红外遥感监测土壤含水率的显著影响,为大尺度农田水分监测提供了理论基础与技术支撑。

关键词: 时滞效应;冠气温度;土壤含水率;冬小麦;热红外遥感

中图分类号: S127; S161 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)20-0357-11

OSID:



Time-lag-effect-based UAV Thermal Infrared Model for Soil Moisture Monitoring

Chen Junying^{1,2} Xu Qi^{1,2} Zhang Qiuyu^{1,2} Lu Xiaohan^{1,2} Yang Xiaofei^{1,2} Liu Hao^{1,2} Qian Long^{1,2}

(1. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shannxi 712100, China
2. Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid Areas, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shannxi 712100, China)

Abstract: Accurate monitoring of soil water content (SWC) is essential for evaluating crop water status and optimizing agricultural water management. Conventional thermal infrared remote sensing often neglects the temporal lag between canopy and air temperature responses, potentially introducing estimation bias. The canopy - air temperature time-lag effect was integrated into UAV-based thermal infrared remote sensing for improved SWC estimation. A two-year winter wheat experiment with four irrigation levels was conducted, using fixed infrared sensors (SI-411) and UAV thermal imagery. The peak-time difference method quantified the lag and its response to soil moisture gradients. Four time-lag-adjusted SWC models were developed, i. e., theoretical, empirical, hybrid and canopy - air temperature difference models. Results showed that lag times in W1 ~ W3 treatments did not differ significantly, while W4 (low moisture) had shorter lags. Lag time decreased markedly when SWC fell below 50% ~ 65% of field capacity. Introducing the lag effect reduced the mean crop water stress index (CWSI) by 0.05 ~ 0.13, with hybrid model producing the most physiologically consistent spatial patterns. Except for the theoretical model, R^2 were improved, with the empirical CWSI model performing best (2022: $R^2=0.53$, RMSE was 1.99%; 2023: $R^2=0.51$, RMSE was 2.13%). The findings can underscore the importance of thermal response dynamics for enhancing SWC estimation and provide methodological advances for large-scale UAV-based agricultural water stress monitoring.

Key words: time-lag effect; canopy-atmosphere temperature; soil water content; winter wheat; thermal infrared remote sensing

0 引言

干旱与半干旱地区长期面临的水资源紧缺问题是制约我国农业可持续发展的关键因素。同时,农业用水效率低、水资源浪费问题突出,已成为推动农业现代化进程的主要障碍^[1]。精准掌握作物水分状态信息,对于科学指导农业灌溉、提升水资源利用效率以及保障粮食生产安全具有不可或缺的关键意义^[2]。传统的土壤含水率测定手段不仅效率低、成本高,在取样过程会对作物根系和土壤造成扰动破坏^[3]。相比之下,遥感技术凭借监测范围广、破坏性小、经济实用等优势,已被广泛用于作物生理指标的监测工作^[4],其中无人机遥感具备灵活调度能力,可按需获取高时间分辨率和高空间分辨率热红外数据,满足精细化、机理性农业试验的监测需求。由于热红外遥感对地表热力特性及作物水分状态高度敏感,已成为识别和诊断作物水分胁迫的重要技术手段^[5-6]。

冠层和大气温度是监测水分状况的关键参数。Tanner^[7]早在 1963 年就提出冠层温度可作为土壤水分状态的指示变量,之后冠气温差($T_c - T_a$)被证实与作物蒸腾强度密切相关,可用于评估作物水分胁迫状况^[8-9],然而,该指标易受气象条件干扰,稳定性和适用性较差。为增强指标鲁棒性,Idso 等^[10]将冠气温差进行归一化处理,并将其定义为作物水分胁迫指数(Crop water stress index, CWSI),构建了基于经验的 CWSI 模型,但由于缺乏明确的物理机制支撑,该模型理论基础相对薄弱。为此, Jackson 等^[11]以能量平衡方程为基础推导出 CWSI 理论模型,使 CWSI 具有了完备的理论依据。此后 CWSI 被广泛应用于作物水分状况监测并发展出多种不同形式,近年来,研究者在传统 CWSI 模型基础上,进一步探索其与深度学习方法的集成应用,融合多源遥感指数构建复合水分监测指标体系,以拓展在复杂环境下适应性与精度^[12-13]。随着无人机遥感技术不断发展, CWSI 得以通过搭载热红外传感器的无人机平台实现大范围监测。但需注意的是, CWSI 中冠气温度数据变化并不同步,表现出明显的时滞效应^[14]。然而,现有研究尚未将冠气温度时滞效应引入无人机热红外遥感中,时滞效应对无人机热红外遥感监测土壤含水率的影响尚需深入研究。

作物冠层温度变化过程受到外界气象条件与作物表型特征的共同调控^[15-16],大量研究探讨了冠层温度与环境因子之间的关联性,普遍发现二者在日变化过程表现出明显的不同步^[17]。冠层在吸收太阳辐射升温后,又以长波辐射的形式将能量传递至

大气,导致大气进一步升温,因此大气温度峰值出现时刻晚于冠层温度^[18],该现象被称为冠气温度时滞效应^[19]。目前,基于无人机热红外遥感技术的土壤水分监测普遍依赖于同步观测的冠层和大气温度,忽略了二者在动态变化过程的时滞特征,可能导致反演模型对土壤水分状态的响应不准确,影响监测精度。

综上,为提高无人机热红外遥感监测土壤含水率精度,本文以冬小麦冠层温度及相关气象因子为研究对象,系统分析冠气温度时滞效应对遥感监测结果的影响。分别利用固定式温度监测系统 and 无人机热红外遥感系统获取冠层温度数据,采用快速傅里叶变换平滑温度数据,并利用峰值时差法获取时滞时间。在此基础上,构建融合时滞效应的遥感反演模型,通过引入时滞修正的缺水指标提升土壤含水率监测准确性。以期为实现农业灌溉精准调控、构建高效节水农业体系提供理论支撑和实践指导。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

试验在旱区农业水土工程教育部重点实验室(36°16'N, 108°07'E)开展,试验区平均田间持水率和凋萎系数分别为 35.2% 和 10.7% (体积含水率)。该地属典型大陆性干旱半干旱气候,降水集中于夏季,冬春干旱频发,降水量远低于蒸发量,且时空分布不均,形成强烈水分亏缺环境。

1.2 试验设计

在试验区内通过滴灌系统实施控水管理,共划分 12 个试验小区,采用 4 个水分处理 3 次重复的随机区组设计。4 个水分处理灌溉上限分别设定为田间持水率的 95% (W1)、80% (W2)、65% (W3) 和 50% (W4)。为避免长期同一处理导致土壤物理、化学和生物学性质发生定向改变,影响试验结果准确性,2022—2023 年采用不同试验设计,并且各水分处理小区采用随机排列方式布设(图 1)。试验小区为边长 4 m 正方形,在每个小区安装定量滴灌系统,以保证灌溉处理均匀准确,小区间设 1.5 m 保护行减少水分渗漏的影响,试验区配备移动式遮雨棚遮挡自然降水,降水时使用遮雨棚遮挡,以减小对作物生长的影响。冬小麦种植选用陕西中部地区主推的抗旱品种小偃 22,在干旱半干旱区具有稳定的产量表现与水分利用效率。种植时采用 25 cm 等行距配置,保证冠层结构均匀。

试验中依据冬小麦在不同阶段的生长发育规律及形态特征进行生育期划分,试验设置水分亏缺处

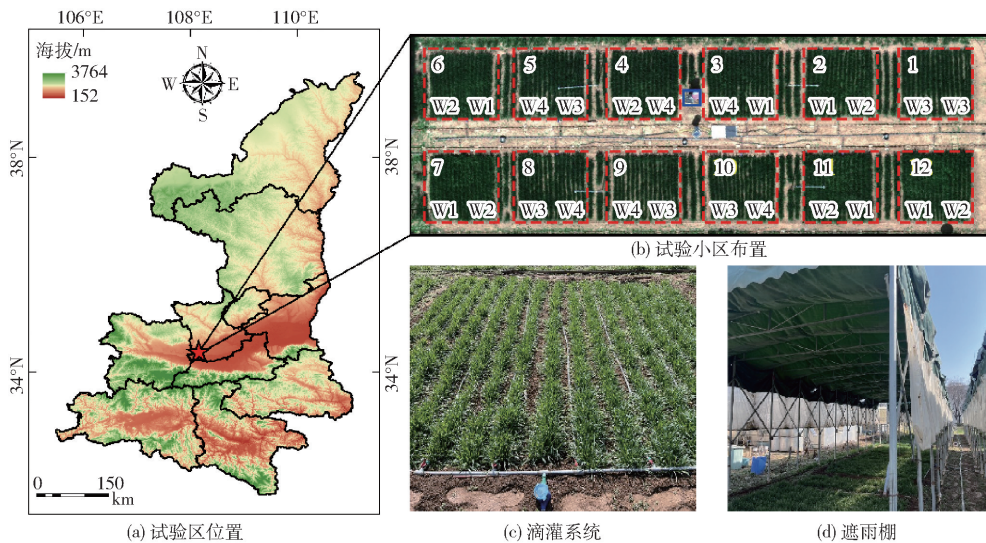


图 1 试验小区布置和配套设备
Fig.1 Test plot layout and equipment

理可能导致冬小麦生育期前移。由于生长初期植被覆盖度较低,背景中土壤辐射对热红外监测冠层温度存在明显干扰,因此选取从拔节期至灌浆期冬小麦作为分析对象。2022 年拔节期为 3 月 1 日至 4 月 3 日;抽穗期为 4 月 4 日至 5 月 1 日;灌浆期为 5 月 2 日至 6 月 1 日。2023 年拔节期为 3 月 1 日至 28 日;抽穗期为 3 月 29 日至 4 月 25 日;灌浆期为 4 月 26 日至 6 月 1 日。

1.3 试验数据采集

1.3.1 冠层温度序列

在 2、5、8、11 小区 4 个间隔且水分处理不同的小区上方安装 SI-411 型红外温度传感器。视场角 44°,误差 ±0.1℃,安装高度 2.5 m,采集间隔 2 min,能连续记录视场内温度平均值。

1.3.2 气象参数

试验区设有气象监测系统,连续记录主要气象参数,各气象参数数据采集时间间隔为 2 min,气象传感器和对应的气象参数如表 1 所示。

表 1 气象传感器参数

Tab.1 Meteorological sensor parameters

气象参数	传感器型号	误差范围
太阳辐射	Apogee SN500	±0.001 W/m ²
土壤热通量	HFP01	±0.001 W/m ²
大气温度		±0.1℃
相对湿度	HC2AS3	±0.8%
风速	Lambrecht 14574	±2% FS (FS 为 60 m/s)
冠层温度	Apogee SI-411	±0.2℃
土壤含水率(体积)	TDR-310H	±2%

1.3.3 土壤含水率

利用 TDR-310H 型时域反射计对土壤含水率进行连续监测,精度为 ±2%,采集间隔为 5 min。在

2、5、8、11 小区中心分别埋设 3 个 TDR-310H 型传感器,埋深分别为 10、20、40 cm。传感器使用前通过取土烘干法进行实地校准。取 3 个深度测量结果均值,作为 0~40 cm 土层平均土壤含水率用于后续分析。该深度为冬小麦主要生育阶段根系活动集中区域,其水分状况与作物水分状况密切相关。

1.3.4 热红外影像

通过无人机搭载的热成像相机获取冬小麦热红外影像。采用经纬 Matrice600 Pro 型六旋翼无人机,最大起飞载重 6 kg,悬停精度 ±0.5 m(垂直)、±1.5 m(水平),具备续航时间长、飞行稳定性高的优点,搭载禅思 XT 热成像相机,该相机热成像器为非制冷氧化钒(VO_x)微测热辐射计,像素分辨率为 640 像素 × 512 像素,波长范围为 7.5~13.5 μm,云台角度抖动量 ±0.03°。试验中选择各主要生育期晴朗无风的日期在光照条件最好的 13:00 和 15:00,进行无人机热红外影像采集,为保证足够分辨率并在合理时间内完成飞行任务,无人机飞行高度设置为 20 m。

1.4 作物水分胁迫指数

CWSI 通用公式可表示为

$$CWSI = \frac{(T_c - T_a) - (T_c - T_a)_{LL}}{(T_c - T_a)_{UL} - (T_c - T_a)_{LL}} \tag{1}$$

式中 T_c ——冠层温度,℃
 T_a ——大气温度,℃
 $(T_c - T_a)_{LL}$ ——冠气温差下基线,℃
 $(T_c - T_a)_{UL}$ ——冠气温差上基线,℃

CWSI 越接近 0,水分供应越充足;CWSI 越接近 1,作物受到水分胁迫越严重。根据上下基线构建方法不同,CWSI 发展出各种形式。

1.4.1 作物水分胁迫指数理论公式(CWSIt)
Jackson 等^[11] 1981 年基于能量平衡方程和

Penman - Monteith 公式提出了 CWSI 的理论模型,其中 $T_c - T_a$ 可表示为

$$T_c - T_a = \frac{r_a(R_n - G)}{\rho c_p} \frac{\gamma \left(1 + \frac{r_c}{r_a}\right)}{\Delta + \gamma \left(1 + \frac{r_c}{r_a}\right)} - \frac{VPD}{\Delta + \gamma \left(1 + \frac{r_c}{r_a}\right)} \quad (2)$$

其中

$$r_a = \begin{cases} \frac{4.72 \left(\frac{\ln(z-d)}{z_0}\right)^2}{\Delta + \gamma} & (W_s \leq 2 \text{ m/s}) \\ \frac{\left(\frac{\ln(z-d)}{z_0}\right)^2}{k^2 u} & (W_s > 2 \text{ m/s}) \end{cases} \quad (3)$$

$$\rho = 1.2837 - 0.0039T_a \quad (4)$$

$$\gamma = 0.665 \times 101.3 \left(\frac{293 - 0.0065Z}{293}\right)^{5.26} \quad (5)$$

$$\Delta = \frac{4098 \left(0.6108 \exp\left(\frac{17.27T_a}{T_a + 237.3}\right)\right)}{(T_a + 237.3)^2} \quad (6)$$

$$VPD = 0.6108 \exp\left(\frac{17.27T_a}{T_a + 237.7}\right) \frac{100 - RH}{100} \quad (7)$$

式中 r_a ——空气动力学阻力, s/m
 G ——土壤热通量密度, W/m²
 R_n ——净辐射, W/m²
 ρ ——空气密度, kg/m³
 c_p ——空气比热, J/(kg·°C)
 γ ——湿度计算常数, Pa/°C
 r_c ——冠层水汽扩散阻力, s/m
 Δ ——饱和蒸汽压对温度的斜率, Pa/°C
 VPD ——饱和水汽压差, Pa
 z ——参考高度, 取 2 m
 z_0 ——粗糙度, 取作物高度的 0.13 倍, m
 d ——零平面位移, 取 h 的 0.63 倍, m
 k ——卡门常数, 取 0.4
 u ——参考高度处风速, m/s
 Z ——海拔高度, m
 W_s ——风速, m/s
 RH ——相对湿度, %

在处于极度水分亏缺状况时, 作物停止蒸腾, 冠气温差最大, r_c 趋近于无穷大^[11], 此时式(2)简化为

$$(T_c - T_a)_{UL} = \frac{r_a(R_n - G)}{\rho c_p} \quad (8)$$

即冠气温差上基线。在作物处于充分水分供应状态时, 作物蒸腾作用最强烈, 此时冠气温差最小, r_c 等于潜在冠层阻力。Jackson 等^[11]指出, 此时冠层蒸发特性可视同自由水面, 水汽扩散阻力为 0, 可将式(2)写作

$$(T_c - T_a)_{LL} = (T_c - T_a)_{UL} \frac{\gamma}{\Delta + \gamma} - \frac{VPD}{\Delta + \gamma} = \frac{r_a(R_n - G)}{\rho c_p} \frac{\gamma}{\Delta + \gamma} - \frac{VPD}{\Delta + \gamma} \quad (9)$$

1.4.2 作物水分胁迫指数经验公式 (CWSI_{le})

Idso 等^[10]指出, 在潜在蒸散状况下, 冠气温差和 VPD 表现为显著的线性关系。因此经验公式的上下基线可由 VPD 线性表示为

$$(T_c - T_a)_{LL} = aVPD + b \quad (10)$$

$$(T_c - T_a)_{UL} = \max(T_c - T_a) \quad (11)$$

式中 a 、 b ——回归系数

为确保经验公式下基线在计算过程具有较高稳定性, 并减弱单日气象条件波动带来的干扰, 采用多日观测数据进行拟合, 以构建 CWSI 经验公式下基线。在午后 1~2 h 内, 采集作物生育期中晴朗天气充分灌溉处理的 $T_c - T_a$ 和 VPD , 将得到的数据拟合得到 $(T_c - T_a)_{LL}$ 和 VPD 的回归线作为 CWSI 经验公式下基线。采集这些日期的亏缺灌溉处理中受到水分胁迫最严重的最大冠气温差作为上基线^[20]。

1.4.3 作物水分胁迫指数混合公式 (CWSI_{lh})

Ekinzogh 等^[21]研究表明, CWSI 经验与理论模型均存在一定局限性。经验模型在下基线构建中对气象条件要求较高, 易受外界扰动影响, 导致结果波动性大; 而理论模型虽具有较强的物理依据, 但参数获取难度较大, 计算过程繁复。为兼顾模型实用性与稳定性, 采用经验模型中相对稳定的上基线作为混合模型上限边界, 同时利用理论模型方法构建下基线, 从而实现简化计算过程的同时提升模型在不同环境条件下稳健性。CWSI 混合公式上基线如式(11)所示, 下基线将式(11)代入式(9)得

$$(T_c - T_a)_{LL} = (T_c - T_a)_{UL} \frac{\gamma}{\Delta + \gamma} - \frac{VPD}{\Delta + \gamma} = \max(T_c - T_a) \frac{\gamma}{\Delta + \gamma} - \frac{VPD}{\Delta + \gamma} \quad (12)$$

1.4.4 考虑时滞效应的作物水分胁迫指数

CWSI 通用公式如式(1)所示。其中 T_c 和 T_a 均表示不考虑时滞效应情况下, 图像采集时刻的冠层和大气温度。考虑时滞效应后, 将图像采集时刻对应的大气温度替换为时滞修正之后的大气温度, 即将式(1)改写为

$$CWSI_{tl} =$$

$$\frac{[T_c(t) - T_a(t + t_{lag})] - [T_c(t) - T_a(t + t_{lag})]_{LL}}{[T_c(t) - T_a(t + t_{lag})]_{UL} - [T_c(t) - T_a(t + t_{lag})]_{LL}} \quad (13)$$

式中 $CWSI_{tl}$ ——考虑时滞效应后的作物水分胁迫指数

$T_c(t)$ —— t 时刻冠层温度,℃
 t_{lag} ——时滞时间,由对应水分处理下固定式温度监测系统测得,min

值得注意的是,本文采用峰值时间差法对每个水分处理组提取代表性时滞时间,统一用于不同观测时刻的 CWSI 计算,可能引入一定误差。

1.5 数据处理方法

1.5.1 无人机热红外图像处理

使用大疆经纬 Matric600 型无人机搭载禅思 XT 红外成像仪获取冬小麦热红外影像。由于时滞效应在光照不足的天气下规律不明显,因此筛选出各生育期天气晴朗的典型图像作为数据源,可用图像分别为 2022 年 240 幅(10 d)、2023 年 216 幅(9 d),较均匀地分布在 3—5 月,具有代表性。采用 FLIR Systems 开发的热红外分析工具 FLIR Tools,以实测水体温度作为参考,对热红外图进行辐射校正。用 Matlab 编写 HMRF-GMM-EM 图像分割算法对冠层与土壤进行分类,提取冬小麦冠层温度^[22]。

1.5.2 FFT 平滑滤波

为减弱原始冠层和大气温度数据中高频波动,通过快速傅里叶变换(Fast fourier transform,FFT)对不同水分处理条件下大气与冠层温度数据进行平滑滤波,进一步采用峰值时间差法对时滞特征进行量

化分析。峰值时间差法计算式为

$$t_{lag} = 10(\operatorname{argmax}_i(t_{ai}) - \operatorname{argmax}_i(t_{ci}))$$

$(i = 0, 1, 2, \cdots, 143)$

(14)

式中 $\operatorname{argmax}_a(b)$ ——取 b 最大时的 a

1.5.3 评价指标

使用决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE)综合评价模型效果, R^2 趋近 1,模型拟合效果越好,RMSE 趋近 0,模型预测精度越高。模型优选综合考虑精度指标和稳定性,优先选取在多年均表现出较高精度且性能稳定的模型作为最优方案^[23]。

2 结果与分析

2.1 冠气温度时滞时间变化规律

基于 2022 年与 2023 年冬小麦主要生育期典型日期的冠层温度与大气温度,探讨不同生育阶段及水分处理条件下二者日变化特征与响应差异,结果如图 2 所示。结果显示,在日尺度上,大气温度和冠层温度均表现出先降低后升高再降低的单峰变化模式,大气温度具有更大偏度,大气温度峰值出现时刻明显晚于冠层温度。日出后,二者迅速升高,冠层温度于 14:00 左右达峰后逐渐下降,大气温度则持续缓慢上升至 17:00 左右,17:00—19:00 均快速下降,19:00—24:00 降温趋缓。

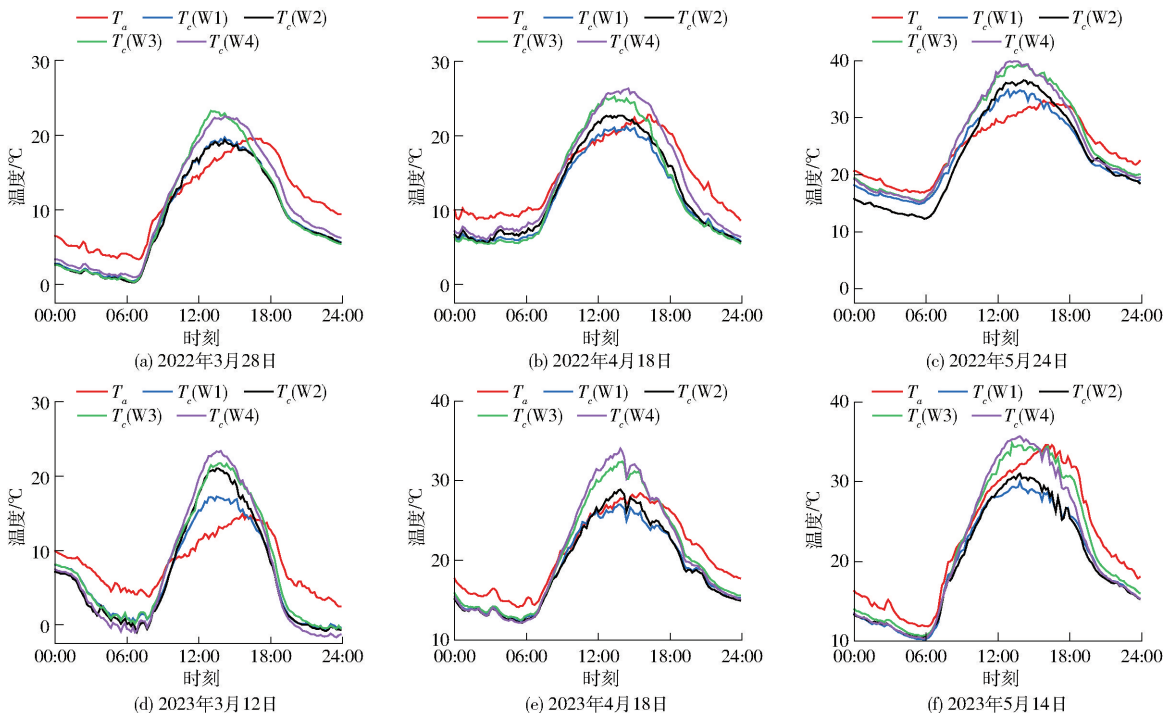


图2 不同生育期 and 不同水分处理下冠层温度和大气温度变化曲线

Fig. 2 Daily patterns of T_c and T_a at different fertility and treatments

在 4 个水分处理下,冠层温度峰值随着土壤含水率减少而升高,其中 W1 处理峰值温度最低,W4 处理最高,随着土壤含水率降低,峰值温度出现时间

也呈延迟趋势。作物耗散能量主要通过蒸腾作用和长波辐射,但随着土壤含水率降低,作物遭受的水分胁迫增强,气孔收缩以减少蒸腾耗水,维持生命活

动。此时作物能量收支平衡被打破,接收的太阳辐射能量无法通过蒸腾作用耗散,导致温度不断上升,直至太阳辐射减弱再次达到平衡。因此,冠层温度峰值升高且出现时间有所推迟。冬小麦需水量大约为田间持水率的 70%,在 W1 和 W2 处理下,水分供应能满足作物需水需求,作物几乎不受水分胁迫,能够通过蒸腾耗散足够能量,因此温度变化趋势十分接近。

通过峰值时间差法计算冠气温度的时滞时间,结果如图 3 所示。2023 年整体时滞时间略低于 2022 年,并且不同水分处理间存在差异。在 W1、W2 和 W3 水分处理下,时滞时间无明显变化规律;2022 年 W1、W2 和 W3 处理时滞时间均值约为 158 min,2023 年为 143 min。而在 W4 处理下,2022 年时滞时间均值为 139 min,2023 年为 122 min,两者显著低于其他水分处理时滞时间。

表 2 考虑时滞效应的冠气温差和 CWSI 均值

Tab.2 Means of $T_c - T_a$ and CWSI with time lag effect

年份	参数	不考虑时滞效应				考虑时滞效应			
		W1	W2	W3	W4	W1	W2	W3	W4
2022	$(T_c - T_a)/^{\circ}\text{C}$	0.14	0.78	4.56	5.05	-0.75	-0.02	3.63	4.06
	CWSIt	0.32	0.34	0.51	0.52	0.27	0.29	0.47	0.47
	CWSIe	0.22	0.30	0.79	0.85	0.09	0.19	0.66	0.71
	CWSIh	0.54	0.59	0.88	0.91	0.47	0.52	0.80	0.82
2023	$(T_c - T_a)/^{\circ}\text{C}$	0.01	1.89	4.21	5.70	-1.09	0.78	3.08	4.62
	CWSIt	0.28	0.37	0.46	0.51	0.21	0.30	0.39	0.46
	CWSIe	-0.02	0.22	0.47	0.64	-0.15	0.09	0.33	0.50
	CWSIh	0.41	0.54	0.69	0.79	0.33	0.46	0.62	0.71

CWSI 与作物水分胁迫状况有关,土壤含水率降低,作物受到水分胁迫增加,气孔收缩以减少蒸腾,保存水分,热量无法通过蒸腾消散导致冠层温度不断增加,CWSI 也随之增高。在不考虑时滞效应情况下,当冠层温度达到峰值时,大气温度尚未达到峰值,导致冠气温差被高估,因此,考虑时滞效应后冠气温差

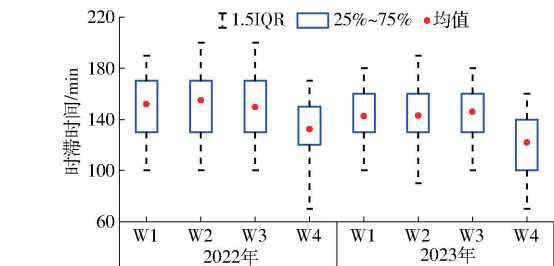


图 3 不同水分处理时滞时间分布

Fig.3 Distribution of lag time in different moisture treatments

2.2 考虑时滞效应的冠气温差和 CWSI 变化

采用 SI-411 型固定式温度监测系统 (Fixed temperature monitoring system, FTM) 获取冠层温度,计算并考虑时滞效应的冠气温差与冠层水分胁迫指数,其均值统计如表 2 所示。2 年冠气温差和 CWSI 均随土壤含水率减少而增加,但在考虑时滞效应后,冠气温差和 CWSI 均不同程度地减小。冠气温差和

有所降低,CWSI 相应减小。

考虑时滞效应前后 2 年 CWSI 变化如图 4 所示。3 种模型中,理论模型和经验模型中位数相近,而混合模型中位数较大。理论模型分布范围最小,大多数值集中在 0~1 区间内;经验模型分布范围最大,达到 -0.55~1.46;混合模型分布范围适中,大

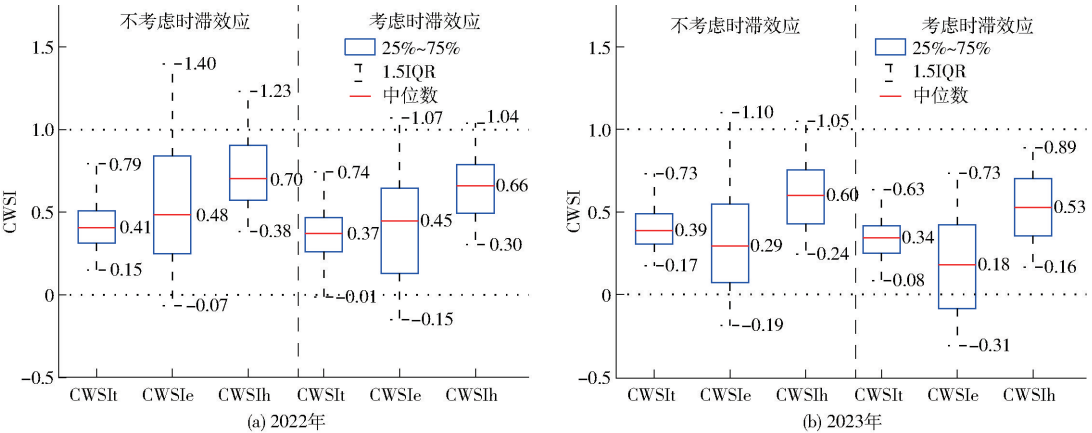


图 4 考虑时滞效应的 CWSI 变化

Fig.4 Changes in CWSI with time lag effect

部分值控制在 0~1 附近。考虑时滞效应后,3 种模型分布范围均有所缩小且数值降低,考虑时滞效应后混合模型最符合 0~1 合理范围。

2.3 考虑时滞效应的固定式温度监测系统 CWSI 监测土壤含水率精度变化

通过固定式温度监测系统监测冬小麦全生育期冠气温差和 CWSI,并采用最小二乘法构建土壤含水率线性回归模型,结果如图 5 所示。分析发现,全生育期内冠气温差和不同 CWSI 模型均与土壤含水率呈负相关关系。考虑时滞效应后,冠气温差、经验模型和混合模型精度都有不同程度提高, R^2 提高 0.06~0.17, RMSE 降低 0.10~0.34 个百分点,而理论模型精度降低,推测原因为理论模型基于能量平衡和蒸腾过程构建,已从一定程度上表征时滞效应,再次对大气温度进行时滞修正可能导致信息冗

余或时序错配,从而引入噪声干扰,反而削弱了模型拟合性能与稳定性。通过固定式温度监测系统计算冠气温差和 CWSI 时,在未考虑时滞效应情况下,理论模型监测效果最佳,其 R^2 分别为 0.64 (2022 年) 和 0.62 (2023 年), RMSE 为 1.52% (2022 年) 和 1.85% (2023 年);经验模型次之,2 年 R^2 均达到 0.58;混合模型监测效果不稳定。考虑时滞效应后,经验模型监测精度显著提升且更稳定, R^2 分别为 0.73 (2022 年) 和 0.71 (2023 年), RMSE 为 1.31% (2022 年) 和 1.62% (2023 年),混合模型监测精度不稳定, R^2 为 0.62~0.76;理论模型精度则次于经验模型和混合模型。此外,无论是否考虑时滞效应,冠气温差监测精度不稳定且较低。综上所述,考虑时滞效应的 CWSI 经验模型为通过固定式温度监测系统监测土壤含水率的最佳模型。

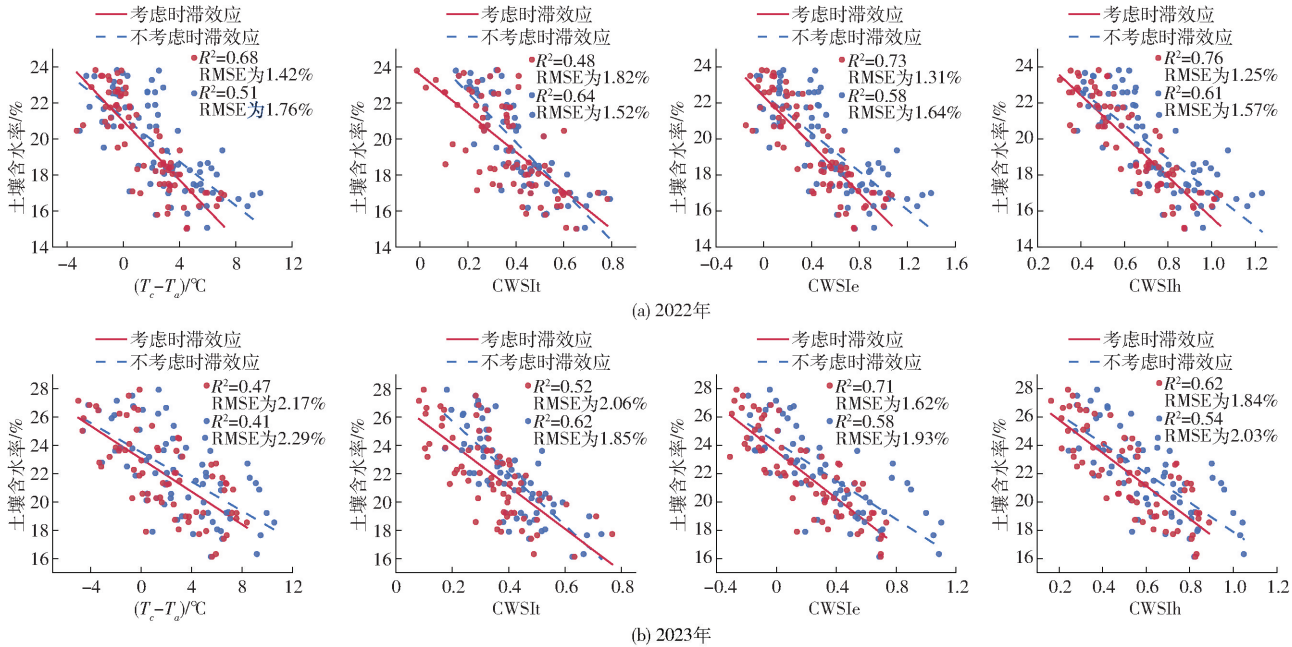


图 5 基于固定式温度监测系统 $T_c - T_a$ /CWSI 监测土壤含水率
Fig. 5 Inversion of SWC by $T_c - T_a$ /CWSI monitored by FTM system

2.4 考虑时滞效应的无人机热红外监测系统 CWSI 监测土壤含水率精度变化

为解决传感器监测范围小、使用不便的问题,采用无人机热红外系统监测土壤含水率,并通过最小二乘法构建土壤含水率线性回归模型,结果如图 6 所示。分析表明,冠气温差和不同 CWSI 模型均与土壤含水率呈负相关关系。考虑时滞效应后,冠气温差、CWSI 经验模型和混合模型精度有所提升,但在 2022 年和 2023 年间效果存在差异。2022 年 R^2 提升幅度较大,增加 0.06~0.12, RMSE 降低 0.10~0.22 个百分点;2023 年则提升较少, R^2 增加 0.02, RMSE 降低 0.03~0.06 个百分点。理论模型精度在考虑时滞效应后有所降低,原因同固定式传感器监测结果。

与固定式温度监测系统相比,采用无人机系统的回归精度较低,且考虑时滞效应后精度提升也相对有限。在利用无人机热红外监测系统计算冠气温差和 CWSI 时,无论是否考虑时滞效应,经验模型均表现最佳,混合模型次之,而冠气温差和理论模型监测效果较差且不稳定。考虑时滞效应前,经验模型对土壤含水率监测精度表现为 R^2 为 0.45 (2022 年) 和 0.49 (2023 年), RMSE 为 2.14% (2022 年) 和 2.19% (2023 年);考虑时滞效应后, R^2 分别提升至 0.53 (2022 年) 和 0.51 (2023 年), RMSE 分别降低至 1.99% (2022 年) 和 2.13% (2023 年)。混合模型次之,不考虑时滞效应时 R^2 分别为 0.44 (2022 年) 和 0.43 (2023 年), RMSE 为 2.15%

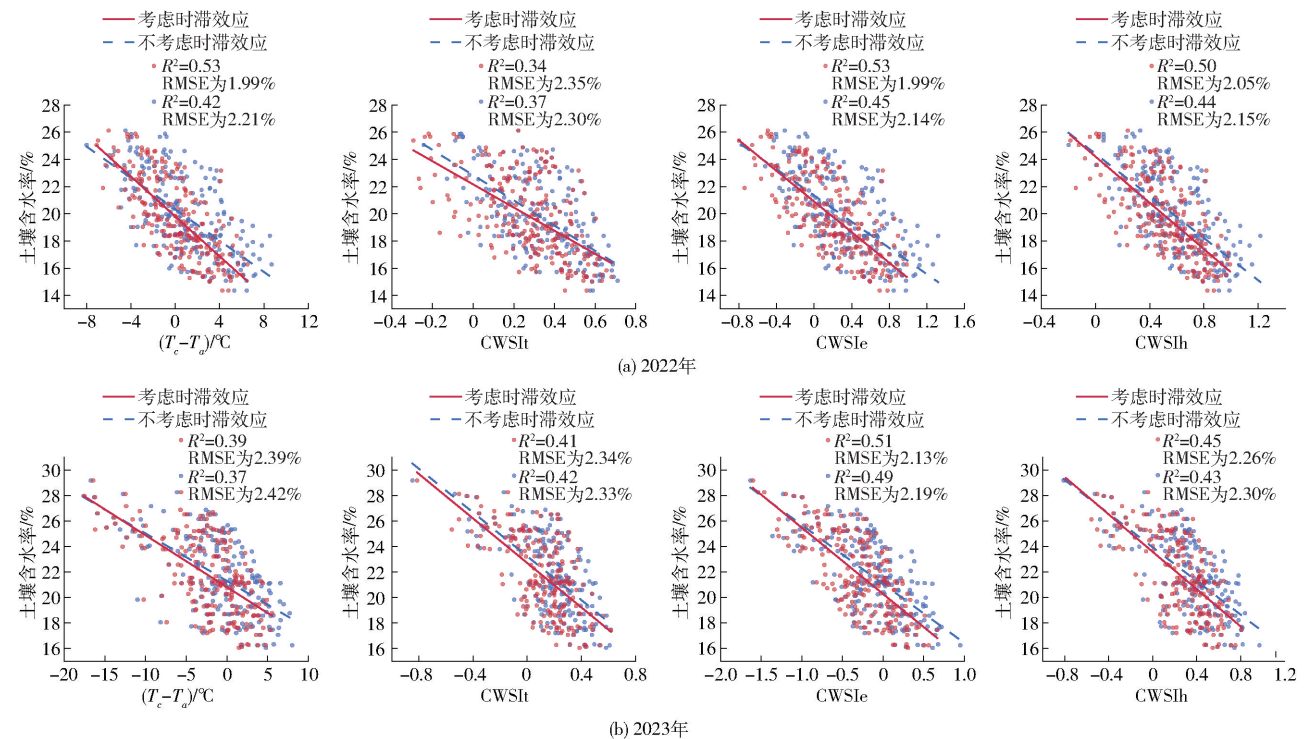


图6 基于无人机热红外监测系统 $T_c - T_a$ /CWSI 监测土壤含水率

Fig. 6 Inversion of SWC by $T_c - T_a$ /CWSI monitored by UAV thermal infrared system

(2022 年) 和 2.30% (2023 年); 考虑时滞效应后, R^2 分别提升至 0.50 (2022 年) 和 0.45 (2023 年), RMSE 降至 2.05% (2022 年) 和 2.26% (2023 年)。冠气温差和理论模型监测效果在精度和稳定性上均不如前两者。因此, 考虑时滞效应的 CWSI 经验模型为通过无人机热红外监测系统监测土壤含水率的最佳模型。

2.5 考虑时滞效应后土壤含水率反演图

使用无人机热红外监测系统监测土壤含水率的最佳模型, 即考虑时滞效应的 CWSI 经验模型, 分别在 3 个生育期选取典型日期, 绘制无人机热红外遥感土壤含水率反演图 (图 7)。从图 7 可知, 土壤体积含水率分布在 14% ~ 26% 之间, 颜色越蓝表示土壤含水率越高, 越红表示土壤含水率越低。与图 1b 对比分析可以发现, 反演图中含水率梯度与试验设计的水分处理相符, 以 2022 年 4 月 18 日 13:00 为例: 图像中, 2、7、12 小区最蓝, 对应 W1 处理, 含水率最高; 4、6、11 小区偏蓝, 对应 W2 处理, 含水率较高; 1、8、10 小区偏红, 对应 W3 处理, 含水率较低; 3、5、9 小区最红, 对应 W4 处理, 含水率最低。对比 2 年间水分处理可以发现, 不同水分处理梯度之间土壤含水率反演值呈现显著差异性, 而在同一水分处理下, 土壤含水率反演值分布具有较强相似性。由于小区内光照和灌溉不均匀, 部分小区内土壤含水率反演值呈较高变异性。此外, 因不同日期距上次灌溉时间间隔不同, 并且随着生育期发展作物表型变化导致不同日期的土壤含水

率间存在较显著差异。

3 讨论

3.1 土壤含水率变化对时滞时间的影响

土壤含水率是影响时滞时间的重要因素^[24], Wullschlegler 等^[25] 认为时滞效应在高土壤含水率状况下更明显, 然而本研究发现 W1、W2、W3 3 个水分处理时滞时间没有明显差异, 而 W4 水分处理滞后时间显著短于其他 3 个处理。从图 3 可以看出, 土壤水分较充足 (>65% 田间持水率) 时, 时滞时间变化很小, 当土壤含水率下降至 (50% ~ 65%) 田间持水率阈值后, 时滞时间明显缩短, 研究结果表明土壤含水率和时滞时间间的关系可能是非线性。O'grady 等^[26] 认为, 当作物水分充足时时滞时间并不取决于土壤含水率, 这是因为滞后时间主要受作物蒸腾作用的影响^[27], 在土壤含水率高于阈值时, 水分供给基本满足作物正常生理活动需求, 蒸腾强度保持相对一致, 滞后时间差异较小; 当土壤含水率降至临界阈值以下时, 水分供应无法维持作物正常的生理代谢, 作物通过收缩气孔等调节机制抑制蒸腾作用, 从而降低水分消耗^[28]。由于蒸腾冷却效应减弱, 冠层热量持续积聚, 峰值出现时间相对延后, 最终导致冠层与大气温度峰值之间的滞后时长缩短。在水分充足条件下, 蒸腾作用强, 净辐射能量以潜热形式散失, 使冠层温度在相对早的时间达到峰值。而在干旱条件下, 气孔关闭抑制蒸腾, 热量以显

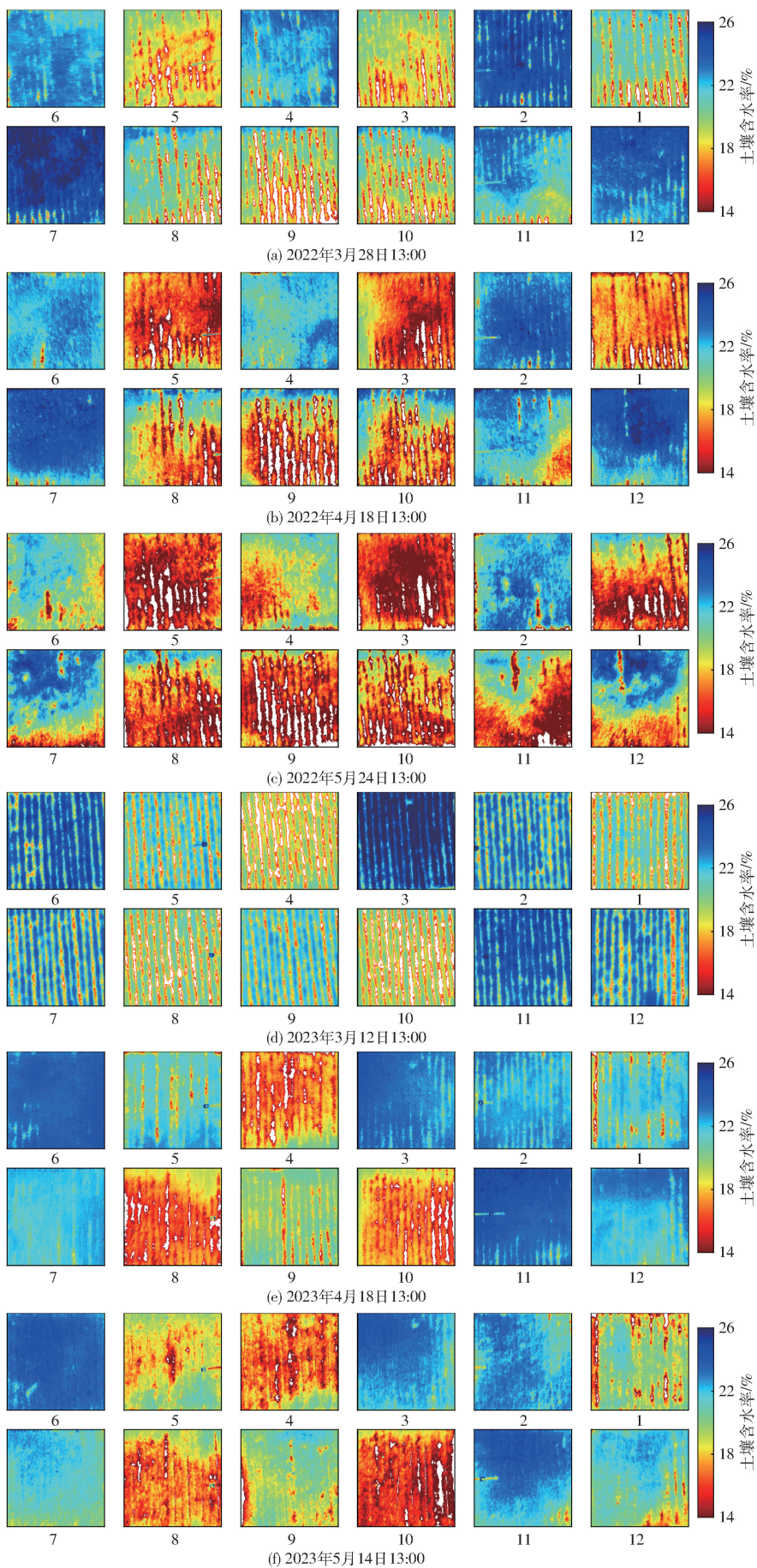


图 7 无人机热红外土壤含水率反演结果

Fig. 7 UAV thermal infrared inversion map of soil water content

热形式缓慢释放,导致冠层热量积聚,温度持续上升,峰值出现延迟。大气温度峰值受大尺度辐射主导,变化相对稳定,因此 T_c 峰值延后拉近了 T_c 与 T_a 峰值间距,导致时滞时间缩短。

3.2 时滞效应对无人机热红外遥感监测土壤含水率的影响

考虑冠气温度时滞效应后,理论模型反演土壤含水率精度有所下降,而通过经验公式、混合公式以及冠气温差指标监测的精度显著提升(图5、6)。本研究指出,大气温度对地表温度和太阳辐射的响应存在一定滞后性,作物蒸腾速率减缓使冠层温度上升阶段时间加长、幅度增大,引入时滞效应可以有效捕捉这一延迟特征。在未考虑时滞效应情况下,作物水分胁迫模型仅基于某一时刻的冠气温差估算土壤含水率,这种方式可能会导致模型对瞬时大气温度波动过于敏感^[29]。引入时滞效应后,模型能在一定程度上降低温度信息中噪声,从而在持续变化的气象条件下保持更高稳定性和准确性。

理论模型基于能量平衡方程推导,通过作物蒸腾速率与环境温度、湿度等气象因子的动态关系反映水分胁迫,蒸腾过程本身能够解释一定的时滞效应,因此理论模型在一定程度上捕捉了时滞效应^[11]。然而,理论模型计算复杂、参数众多,再次加入时滞效应会增加模型复杂性,从而引入额外噪声或放大其他参数中噪声,导致土壤含水率监测精度降低^[30]。混合模型由于采用经验模型上基线并代入理论模型公式计算下基线,兼具经验模型计算简便和理论模型波动稳定优点,当数据采集条件受限、无法通过多日测量充分灌溉条件下冠层温度计算经验模型下基线时,混合模型可以通过气象数据计算下基线,是更为适用的土壤含水率监测指标。

3.3 不同传感器监测精度分析

通过无人机热红外遥感获取冠层温度并计算作物水分胁迫指数的土壤含水率监测精度低于固定式红外温度传感器数据,在引入时滞效应后,无人机热红外遥感的监测精度显著提升,尽管依然不及固定式红外温度传感器监测效果,但土壤含水率反演图的水分梯度与试验设计的水分处理十分吻合。

本研究无人机飞行高度为20 m,而地面红外温度传感器距离地面仅2.5 m。无人机遥感监测中,

红外辐射信号需穿越更厚的大气层,受到水汽、气溶胶等因素干扰,引入了更多不确定性,降低了温度测量精度,同时,随着距离增加,热红外辐射信号在空气中衰减加剧,导致测温误差增加。此外试验小区虽设置了水分梯度处理,但土壤质地不均、土壤水分侧向渗漏、灌溉和光照不均等因素,仍使小区内水分分布具有显著变异性,温度分布也往往不均。红外温度传感器视场角为44°,半径1.01 m圆形视场面积为3.205 m²,而无人机红外图像中裁剪的小区面积为3 m×3 m(9 m²)方形,远大于固定式红外温度传感器监测面积。固定式红外温度传感器能够精准测量小区中央严格控制水分处理的小区域,减少了小区内温度变异对整体结果的影响。尽管无人机热红外遥感在精度上略逊于固定式红外温度传感器,但具有成本低、操作便捷、监测范围广的优势,更适合大面积应用推广。

综上所述,本研究通过探讨时滞效应对无人机热红外遥感监测土壤含水率的影响,构建了不同的SWC监测模型,对农业低空遥感进行了创新型探索。但本研究尚未获取准确的时滞时间突变阈值,对时滞效应对无人机热红外遥感的影响机理尚没有进行深入探索。因此,后续研究可进一步细化水分处理梯度并探明时滞时间突变的准确阈值,结合多源遥感数据和辐射传输模型探究时滞效应对无人机热红外的影响机理。

4 结论

(1)时滞时间在水分较充足条件下差异不显著,当土壤含水率低于田间持水率(50%~65%)阈值时,时滞时间显著缩短。

(2)2种CWSI模型中,理论模型分布范围最小,经验模型分布范围最大,混合模型数值偏高,考虑时滞效应后,CWSI均值降低0.05~0.13,混合模型分布最合理。

(3)无论通过无人机热红外监测系统还是固定式温度监测系统获取冠层温度,引入时滞效应后,理论模型土壤含水率监测精度降低,而经验模型、混合模型和冠气温差模型土壤含水率监测精度显著提高。在所有模型中,无人机热红外监测系统和固定式温度监测系统监测土壤含水率最佳模型均为考虑时滞效应的CWSI经验模型。

参 考 文 献

[1] 康绍忠. 水安全与粮食安全[J]. 中国生态农业学报, 2014, 22(8): 880-885.
Kang Shaozhong. Towards water and food security in China[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2014, 22(8): 880-885. (in Chinese)
[2] 倪文进. 中国农村水利发展状况与科技需求[J]. 农业工程学报, 2010, 26(3): 1-8.

- Ni Wenjin. Development and technology requirement of China rural water conservancy[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(3): 1–8. (in Chinese)
- [3] Evett S R, Schwartz R C, Casanova J J, et al. Soil water sensing for water balance, ET and WUE[J]. Agricultural Water Management, 2012, 104: 1–9.
- [4] 黄友昕, 刘修国, 沈永林, 等. 农业干旱遥感监测指标及其适应性评价方法研究进展[J]. 农业工程学报, 2015, 31(16): 186–195.
- Huang Youxin, Liu Xiuguo, Shen Yonglin, et al. Advances in remote sensing derived agricultural drought monitoring indices and adaptability evaluation methods[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(16): 186–195. (in Chinese)
- [5] 赵春江. 农业遥感研究与应用进展[J]. 农业机械学报, 2014, 45(12): 277–293.
- Zhao Chunjiang. Advances of research and application in remote sensing for agriculture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(12): 277–293. (in Chinese)
- [6] Heilman J L, Moore D. Thermography for estimating near-surface soil moisture under developing crop canopies[J]. Journal of Applied Meteorology, 1980, 19(3): 324–328.
- [7] Tanner C. Plant temperatures[J]. Agronomy Journal, 1963, 55(2): 210–211.
- [8] Idso S B, Jackson R D, Reginato R J. Remote-sensing of crop yields; canopy temperature and albedo measurements have been quantitatively correlated with final harvests of wheat[J]. Science, 1977, 196(4285): 19–25.
- [9] Jackson R D, Reginato R, Idso S. Wheat canopy temperature: a practical tool for evaluating water requirements[J]. Water Resources Research, 1977, 13(3): 651–656.
- [10] Idso S, Jackson R, Pinter JR P, et al. Normalizing the stress-degree-day parameter for environmental variability[J]. Agricultural Meteorology, 1981, 24: 45–55.
- [11] Jackson R D, Idso S, Reginato R, et al. Canopy temperature as a crop water stress indicator[J]. Water Resources Research, 1981, 17(4): 1133–1138.
- [12] Bounoua I, Saidi Y, Yaagoubi R, et al. Deep learning approaches for water stress forecasting in arboriculture using time series of remote sensing images; comparative study between ConvLSTM and CNN–LSTM models[J]. Technologies, 2024, 12(6): 77.
- [13] Zhu S, Cui N, Jin H, et al. Optimization of multi-dimensional indices for kiwifruit orchard soil moisture content estimation using UAV and ground multi-sensors[J]. Agricultural Water Management, 2024, 294: 108705.
- [14] 张智韬, 张秋雨, 杨宁, 等. 冬小麦冠层温度对大气温度的时滞效应与影响因素研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(11): 359–368.
- Zhang Zhitao, Zhang Qiuyu, Yang Ning, et al. Time lag effect between winter wheat canopy temperature and atmospheric temperature and its influencing factors[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 359–368. (in Chinese)
- [15] 侯连涛, 江晓东, 韩宾, 等. 不同覆盖处理对冬小麦气体交换参数及水分利用效率的影响[J]. 农业工程学报, 2006, 22(9): 58–63.
- Hou Liantao, Jiang Xiaodong, Han Bin, et al. Effects of different mulching treatments on the gas exchange parameters and water use efficiency of winter wheat[J]. Transactions of the CASE, 2006, 22(9): 58–63. (in Chinese)
- [16] Banerjee P, Ghosh A, Kumari V V, et al. Effect of canopy temperature on physiological processes of grass pea as influenced by seed priming and foliar fertilization[J]. Journal of Agrometeorology, 2021, 23(3): 340–343.
- [17] Huang J L, Wang S, Guo Y H, et al. Hysteresis between winter wheat canopy temperature and atmospheric temperature and its driving factors[J]. Plant and Soil, 2022, 499(1): 55–71.
- [18] Lu C, Xia S, Jing C, et al. Plant temperature and its simulation model of thermo-sensitive genic male sterile rice[J]. Rice Science, 2008, 15(3): 223–231.
- [19] Zhang Q, Phillips R P, Manzoni S, et al. Changes in photosynthesis and soil moisture drive the seasonal soil respiration-temperature hysteresis relationship[J]. Agricultural And Forest Meteorology, 2018, 259: 184–195.
- [20] Katimbo A, Rudnick D R, Dejonge K C, et al. Crop water stress index computation approaches and their sensitivity to soil water dynamics[J]. Agricultural Water Management, 2022, 266: 107575.
- [21] Ekinzog E K, Schlerf M, Kraft M, et al. Revisiting crop water stress index based on potato field experiments in Northern Germany[J]. Agricultural Water Management, 2022, 269: 107664.
- [22] Singh V, Marinescu D C, Baker T S. Image segmentation for automatic particle identification in electron micrographs based on hidden Markov random field models and expectation maximization[J]. Journal of Structural Biology, 2004, 145(1–2): 123–141.
- [23] Zhou Z, Majeed Y, Naranjo G D, et al. Assessment for crop water stress with infrared thermal imagery in precision agriculture: a review and future prospects for deep learning applications[J]. Computers And Electronics in Agriculture, 2021, 182: 106019.
- [24] Zhou Y, Lao C, Yang Y, et al. Diagnosis of winter-wheat water stress based on UAV-borne multispectral image texture and vegetation indices[J]. Agricultural Water Management, 2021, 256: 107076.
- [25] Wullschlegel S D, Hanson P J, Tschaplinski T J. Whole-plant water flux in understory red maple exposed to altered precipitation regimes[J]. Tree Physiology, 1998, 18(2): 71–79.
- [26] O'grady A P, Worledge D, Battaglia M. Constraints on transpiration of Eucalyptus globulus in southern Tasmania, Australia[J]. Agricultural And Forest Meteorology, 2008, 148(3): 453–465.
- [27] 张智韬, 吴天奎, 于广多, 等. 夏玉米冠层温度变化的时滞效应及其对土壤水分监测的影响[J]. 农业工程学报, 2022, 38(1): 117–124.
- Zhang Zhitao, Wu Tiankui, Yu Guangduo, et al. Time delay effect of summer maize canopy temperature change and its influence on soil moisture content monitoring[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(1): 117–124. (in Chinese)
- [28] Kaufmann M R. Evaluation of season, temperature, and water stress effects on stomata using a leaf conductance model[J]. Plant Physiology, 1982, 69(5): 1023–1026.
- [29] Jensen H E, Svendsen H, Jensen S E, et al. Canopy-air temperature of crops grown under different irrigation regimes in a temperate humid climate[J]. Irrigation Science, 1990, 11(3): 181–188.
- [30] Masoller C. Distribution of residence times of time-delayed bistable systems driven by noise[J]. Physical Review Letters, 2003, 90(2): 020601.