

# 覆盖度对无人机热红外遥感反演玉米土壤含水率的影响

张智韬<sup>1,2</sup> 许崇豪<sup>1,2</sup> 谭丞轩<sup>1,2</sup> 边江<sup>1,2</sup> 韩文霆<sup>1,3</sup>

(1. 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;

2. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西杨凌 712100;

3. 西北农林科技大学水土保持研究所, 陕西杨凌 712100)

**摘要:** 为提高基于冠层温度信息反演土壤含水率的精度, 以不同水分处理的拔节期大田玉米为研究对象, 采用无人机热红外和可见光相机获取试验区遥感图像, 通过不同图像分类方法剔除土壤背景, 提取玉米植被覆盖度(Corn vegetation coverage,  $V_c$ )及冠层温度(Canopy temperature,  $T_c$ ), 并计算冠-气温差( $T_{ca}$ )和冠-气温差与覆盖度的比值, 分析这两种指数与土壤含水率(Soil moisture content,  $S_{mc}$ )之间的关系。结果表明, 不同分类方法提取的玉米覆盖度以及冠层温度均存在差异, 由灰度分割法、RGRI指数法、GBRI指数法3种分类方法剔除土壤背景后计算的冠-气温差、冠-气温差与覆盖度之比与土壤含水率均呈线性关系, 并且冠-气温差、冠-气温差与覆盖度之比两种指数反演0~30 cm玉米根域深度的土壤含水率效果较好; 其中, 未剔除土壤背景的冠-气温差反演土壤含水率效果较差, GBRI指数分类法剔除土壤背景的冠-气温差反演土壤含水率效果有所提高(0~10 cm、10~20 cm、20~30 cm深度的 $R^2$ 由0.255、0.360、0.131提高至0.425、0.538、0.258); 而冠-气温差与覆盖度的比值反演土壤含水率相比于冠-气温差精度明显提高(0~10 cm、10~20 cm、20~30 cm深度建模集 $R^2$ 高达0.488、0.600、0.290,  $P < 0.001$ , 验证集 $R^2$ 达0.714、0.773、0.446, 表明冠-气温差与覆盖度之比是反演玉米根域深度土壤含水率效果更优的指标。

**关键词:** 玉米; 土壤含水率; 覆盖度; 热红外遥感; 可见光; 冠层温度

中图分类号: S127; S152.7 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2019)08-0213-13

## Influence of Coverage on Soil Moisture Content of Field Corn Inversed from Thermal Infrared Remote Sensing of UAV

ZHANG Zhitao<sup>1,2</sup> XU Chonghao<sup>1,2</sup> TAN Chengxuan<sup>1,2</sup> BIAN Jiang<sup>1,2</sup> HAN Wenting<sup>1,3</sup>

(1. Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid Areas, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

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

3. Institute of Soil and Water Conservation, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy of retrieving soil moisture content based on canopy temperature information, taking the different moisture treatment of the jointing field corn as the research object, and the UAV thermal infrared and visible light camera were used to obtain the remote sensing images of the experimental area. Different image classification methods were applied to remove the soil background and extract corn coverage and canopy temperature, then the indices such as crown-temperature difference and the ratio of crown-temperature to coverage were calculated, and the relationship between the two indices and soil moisture content was analyzed subsequently. The results showed that there were differences in corn coverage extracted by different classification methods, and there were also differences in corn canopy temperature extracted by different classification methods. The crown-temperature difference, crown-temperature difference to coverage ratio calculated by three classification methods (Grayscale segmentation, RGRI index, GBRI index) had a linear relationship with soil moisture content, and it was better to invert the soil moisture content of 0~30 cm corn root depth by the two indices; the crown-temperature difference without removing the soil background held the worst effect on soil moisture content, while removing soil background by GBRI index classification enjoyed the

收稿日期: 2019-04-16 修回日期: 2019-06-10

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFC0403203、2017YFC0403302)

作者简介: 张智韬(1976—),男,副教授,博士,主要从事遥感技术在节水灌溉及水资源中的应用研究, E-mail: zhitaozhang@126.com

better effect on the soil moisture content ( $R^2$  was improved from 0.255, 0.360 and 0.131 to 0.425, 0.538 and 0.258 at depth of 0~10 cm, 10~20 cm and 20~30 cm); the ratio of crown-temperature difference to coverage inversion of soil moisture content performed much better than that of crown-temperature difference. At the depth of 0~10 cm, 10~20 cm and 20~30 cm,  $R^2$  was 0.488, 0.600 and 0.290 in the model set,  $P < 0.001$ , and  $R^2$  was 0.714, 0.773 and 0.446 in the verification set, indicating that the ratio of crown-temperature difference to coverage was a new indicator for reversing the effect of deep soil moisture in the corn root zone. This study provided a new method for inversion of the soil moisture content of corn in the field by thermal infrared remote sensing.

**Key words:** corn; soil moisture content; coverage; thermal infrared remote sensing; visible light; canopy temperature

## 0 引言

作物根系吸收的土壤水分超过 90% 通过蒸腾作用散发到空气中,而作物正是通过蒸腾作用维持冠层温度的平衡<sup>[1]</sup>。1963年,TANNER<sup>[2]</sup>首次提出采用冠层温度指示作物水分状况,此后许多学者对这一问题进行了研究,证明冠层温度可以作为评价作物缺水的指标<sup>[3-5]</sup>。文献[6]通过对玉米的研究发现,基于冠层温度的作物缺水指标与土壤水分有显著的线性关系;文献[4]试验发现,土壤水分对冠层温度在 12:00—15:00 时间段的影响最大。但在大田试验中,冠层温度不仅受土壤水分影响,空气温度等环境因素<sup>[7-9]</sup>也能影响冠层温度,因而若用冠层温度单一指标反演土壤含水率,其精确度并不高,许多学者由此提出利用冠层温度与大气温度差值预测作物或土壤水分状况<sup>[10-12]</sup>,并取得了较好的效果。以上冠层温度均是通过手持式测温仪获取的“点”数据,耗时、耗力,且对大面积区域不具代表性。随着无人机技术的成熟,基于无人机搭载热红外成像仪获取作物冠层温度,并用于旱情监测成为近几年研究的热点<sup>[13-14]</sup>。

国外利用无人机热红外技术获取冠层温度信息,并用于诊断作物或土壤含水率的研究较早<sup>[15-17]</sup>,国内则处于起步阶段<sup>[18-19]</sup>。当植被覆盖度较低,无人机热红外图像提取的温度信息是作物冠层和土壤的混合温度,因此剔除土壤背景是获得准确冠层温度的关键。目前,针对剔除热红外图像中的土壤背景问题,已有研究通过一些边缘检测算子<sup>[20]</sup>直接提取热红外图像中的特定地物<sup>[21-22]</sup>,但是这种方法要求热红外图像具有极高的分辨率。大田试验中为满足拍摄面积的需要,无人机飞行高度偏高导致热红外图像分辨率偏低,故仅仅依靠热红外影像往往不能把土壤和作物很好地区分开<sup>[23-24]</sup>。基于同一高度拍摄的可见光图像分辨率远高于热红外图像分辨率这一特点,文献[25]利用无人机热红外图像与数码影像相结合的方法提

取大田玉米的冠层温度,经验证,提取的冠层温度与地面实测值具有高度一致性。但关于不同土壤背景剔除方法对冠层温度提取的影响还少有人研究。

此外,作为植被的表型参数,植被覆盖度是反映植被基本情况的客观指标,在许多研究中常将其作为基本的参数或因子<sup>[26]</sup>。一些研究认为,植被覆盖度能够影响冠层温度的变化幅度<sup>[27]</sup>和冠层温度<sup>[25]</sup>,也有研究<sup>[28-29]</sup>指出,植被覆盖度与表层土壤水分含量、地表温度都存在一定的关系。而结合覆盖度的冠层温度反演土壤含水率却少有人研究,利用覆盖度通过比值法将某一区域冠-气温差平均值进行单位化处理,由此反演土壤含水率更未见报道。

本文以拔节期的大田玉米为对象,利用短时间内拍摄的同一试验区域的可见光(RGB)与热红外图像,经不同分类方法剔除图像中土壤背景,获取玉米覆盖度及玉米冠层温度。在此基础上,探究覆盖度对冠层温度的影响,并利用冠-气温差、冠-气温差与覆盖度之比反演不同深度土壤含水率,以确定冠-气温差与覆盖度之比反演土壤含水率的效果及最佳深度。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验区域概况

试验区域位于内蒙古自治区鄂尔多斯市达拉特旗昭君镇,东经 109°36′,北纬 40°25′,海拔 1 010 m。属于典型温带大陆性气候,干燥少雨,冬寒夏热,昼夜温差大,年均日照时数约 3 000 h,年均气温 6.1~7.1℃,无霜期 135~150 d,太阳能、风能资源充裕。年均降水量 240~360 mm,主要集中在 7—9 月。试验地土壤为砂壤土,0~90 cm 深度平均田间持水率为 18.5%(体积含水率),土壤容重为 1.56 g/cm<sup>3</sup>。

### 1.2 试验设计

试验地(图 1a)为半径 60 m 的圆状区,面积为 1.13 hm<sup>2</sup>,将其划分为 5 个等面积的扇形区域,每个扇形区域的灌水量不同(相当于 5 个水平处理),每个扇形区域设置 3 个 6 m×6 m 的正方形采样区(相

当于 3 个重复), 每个正方形采样区按对角线设置 A、B、C 3 个采样点(图 1c), 每次试验数据采集在这 3 个点上进行。在每个扇形区域的中心埋设有小型气象站(高度 2 m), 记录空气温湿度、风速等; 在 T2、T3、T4、T5 扇形区域中心以及喷灌机轴心标有事先用 RTK(Real-time kinematic) 测定的 5 个地理位置几何控制板(图 1b), 用于图像拼接的几何校正。

玉米播种时间为 2018 年 5 月 11 日, 出苗时间为 5 月 18 日, 收获时间为 2018 年 9 月 8 日, 全生育期历经 114 d。玉米播种深度约 5 cm, 行距 50 cm, 株距 25 cm, 行沿东西走向。灌溉方式采用中心轴式

喷灌机。对于扇形区域 T1 进行充分灌溉(田间持水率的 95%), 将其作为不受水分胁迫的试验区域; 对于扇形区域 T4 进行严重的水分胁迫处理(田间持水率的 40%); T2、T3、T5 水分梯度分别设置为田间持水率的 80%、70%、60%。灌溉量通过安装在喷灌机上的流量计(MIK-2000H 型)控制, 但由于其误差较大以及大田试验易受降水的影响, 实际灌溉量可能存在偏差, 特别是对于严重水分胁迫处理的 T4 区域, 即使试验前不灌溉, 其实际土壤含水率也可能高于试验方案中设计的土壤含水率(40%田间持水率)。

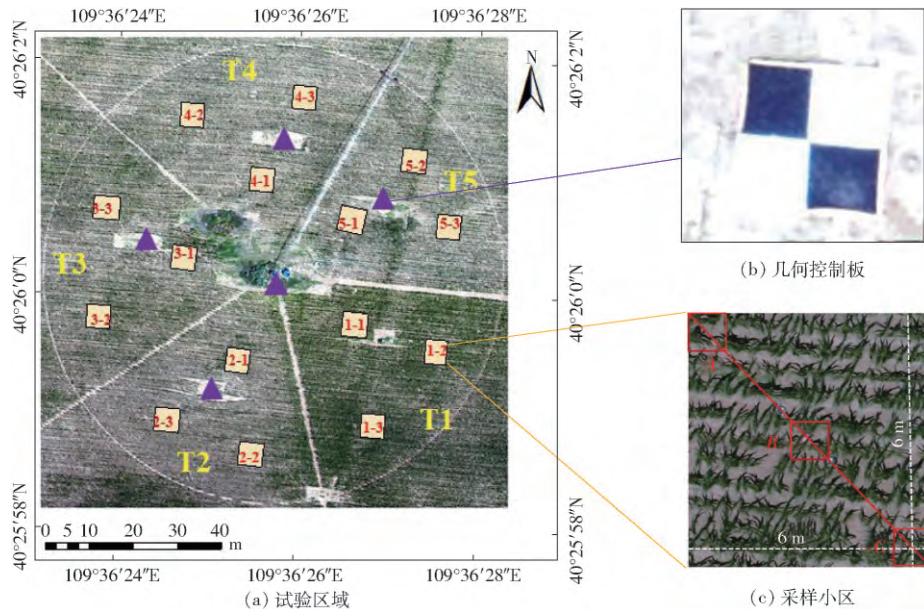


图 1 试验区域布置图

Fig. 1 Layouts of test area

### 1.3 无人机图像及地面数据获取

在玉米拔节期, 选择天气晴朗无风的日期, 分别在 2018 年 7 月 4 日、7 月 8 日、7 月 12 日、7 月 17 日进行无人机图像以及地面数据的采集, 采集时间集中在每天的 12:00—15:00(北京时间)之间。

#### (1) 可见光(RGB)图像的获取

利用大疆精灵 4Pro 型无人机获取可见光(RGB)图像。无人机整机质量 1 388 g, 续航时间可达 30 min。相机 2 000 万像素, 图像采用 3:2 宽高比, 对应最大分辨率为 5 472 像素 × 3 648 像素。试验中无人机飞行高度 50 m, 重叠度 90%, 对应地面分辨率 1.25 cm, 按照规划的飞行航线对试验地进行拍摄。飞行时间在 12:30—13:00, 采集整个试验区域大约用时 25 min。

#### (2) 热红外图像的获取

自主研发的六旋翼无人机, 飞行姿态平稳, 续航时间 30 min 以上, 最大起飞质量 15 kg。利用搭载的

640 像素 × 512 像素 VuePro 640R 型热成像仪获取热红外图像, VuePro 640R 型热成像仪质量 130 g, 镜头焦距 19 mm, 视场角 32° × 26°, 波长范围 7.5 ~ 13.5 μm。无人机飞行高度 60 m, 重叠度 85%, 对应地面分辨率 7.8 cm。飞行时间在 12:00—12:30, 采集整个试验区域大约用时 20 min。

#### (3) 地面数据的采集

无人机图像采集完成后, 进行地面数据采集, 主要是大气温度和土壤含水率。土壤含水率的测定采用传统的取土干燥法(精确度高), 在每个正方形采样区的中心进行土钻取土, 取土深度为 10、20、30、45、60 cm, 土样取出后迅速装入铝盒进行称量, 放入干燥箱在 105°C 温度下干燥 8 h 后再称量, 计算土壤质量含水率, 乘以土壤容重得土壤含水率(SMC)。4 次试验 T1 ~ T5 区域不同深度的土壤含水率列于表 1。大气温度从埋设在扇形区域中心的小型气象站下载, 5 个扇形试验区域对应 5 个大气温度。

表1 T1~T5区不同深度的土壤含水率  
Tab.1 Soil water content at different depths in T1~T5 zones

日期	深度/ cm	试验区域														
		T1			T2			T3			T4			T5		
		1-1	1-2	1-3	2-1	2-2	2-3	3-1	3-2	3-3	4-1	4-2	4-3	5-1	5-2	5-3
2018-07-04	0~10	12.8	12.5	15.1	12.6	16.5	13.7	13.3	17.6	13.6	11.0	10.7	9.4	12.7	10.6	11.2
	10~20	12.8	14.8	16.5	14.1	15.2	13.0	15.9	16.0	13.0	11.1	11.9	7.6	12.8	12.2	13.4
	20~30	12.1	15.3	16.7	14.2	14.7	11.0	15.0	13.3	10.5	11.7	12.3	12.1	10.3	13.7	10.7
2018-07-08	0~10	9.1	9.7	8.4	9.9	10.0	9.4	13.1	12.6	10.0	10.0	10.9	11.2	9.2	9.2	10.5
	10~20	9.9	9.3	9.4	9.8	9.1	10.1	12.7	12.3	12.7	8.8	9.3	8.6	9.4	9.4	8.7
	20~30	12.1	14.4	8.9	11.3	11.8	9.9	16.4	11.5	11.8	9.3	11.3	13.7	11.1	7.7	8.4
2018-07-12	0~10	10.9	13.8	12.3	7.7	4.6	6.6	7.5	8.6	5.6	5.0	6.7	7.2	5.8	8.0	4.7
	10~20	11.9	12.4	14.5	8.1	6.1	6.7	5.8	10.5	8.1	4.8	5.7	6.1	5.8	6.0	4.2
	20~30	10.0	11.6	14.7	11.0	11.0	9.6	7.4	10.5	7.7	6.4	8.9	9.5	9.1	8.0	6.4
2018-07-17	0~10	13.5	12.2	12.7	10.4	10.6	12.6	9.1	4.2	4.6	11.8	9.5	10.9	7.8	5.8	5.6
	10~20	12.1	15.3	13.2	12.4	13.1	12.7	9.3	7.0	7.4	12.4	9.5	10.7	8.9	6.6	6.9
	20~30	12.3	13.7	13.2	11.8	12.9	10.5	7.1	6.4	6.7	8.6	7.9	10.3	5.8	6.9	5.9

## 1.4 无人机图像的处理

### 1.4.1 图像拼接与配准

为得到完整的试验区图像,需要将无人机一次试验拍摄的图像进行拼接。采用 PIX4D mapper 软件,拼接过程中需要导入事先用 RTK (Real-time kinematic) 测定的 5 个地面控制点的矢量文件,并通过 5 个几何控制板(图 1)手动校准,确保拼接后图像中地理坐标与实际地理坐标一致。为保证两幅拼接图像中的地物更加吻合,还需对热红外与可见光 (RGB) 图像进行配准。利用 ENVI Classic 软件,以可见光 (RGB) 图像为基准图像,热红外图像为配准图像,手动选取两幅图像中同一地物明显的特征点(本研究中均选取 15 个以上)进行配准。

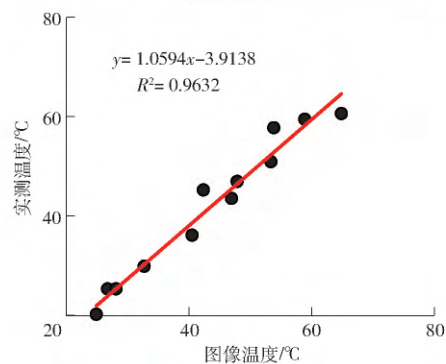
### 1.4.2 热红外图像的温度转换与校准

VuePro 640R 型热成像仪获取的热红外原始图像是灰度图像,需用配套的转换公式( $T = 0.04V_{DN} - 273.15$ , 式中  $T$  为温度,  $V_{DN}$  为灰度)将灰度图像转换为温度图像。为降低误差,还需进行温度校准,方法如图 2 所示,利用各个方向反射率相同的“黑布”“灰布”各一块(标准反射板,其反射率见表 2),以及近似黑体的一盆水,通过查阅非金属发射率,确定标准反射板的发射率(比辐射率)在 0.94~0.96 之间,水的发射率为 0.96。当无人机升至 60 m 高度时获取 3 个地物的热红外图像并提取温度,同时用手持热红外测温仪(美国雷泰 RayTek ST60+ 型,光谱响应范围 8~14  $\mu\text{m}$ ,辐射率设置为 0.97,测温范围 -32~600 $^{\circ}\text{C}$ ,测量精度  $\pm 1\%$  或  $\pm 1^{\circ}\text{C}$  中较大者)测定 3 个地物的温度,为保证测定温度的准确性,测定时手持热红外测温仪垂直地面(与无人机热红外成像仪观测角度一致,即垂直地面)扫描“黑布”“灰布”及水,由此得出的数值是扫描路径温度

的平均值,并且每个物体扫描 3 次,再取平均值。建立图像温度与实测温度的关系式(图 2b 中关系式为 4 次试验温度校准关系式),即温度校准式。热红外图像的温度转换与校准工作均在 ENVI 软件中通过波段运算完成。



(a) 温度校准材料



(b) 温度校准关系

图2 温度校准方法

Fig. 2 Temperature calibration method

### 1.4.3 可见光 (RGB) 图像中的植土分离

可见光 (RGB) 图像的分辨率较高,因此在可见光 (RGB) 图像中对地物进行分类进而提取玉米冠层比较容易实现。本研究采取灰度分割法<sup>[30]</sup>、RGRI<sup>[31]</sup> 植被指数法和 GBRI 植被指数法 3 种分类方法对可见光 (RGB) 图像中玉米植株冠层与土壤



表 2 RedEdge 多光谱相机参数及反射板对其中心波长的反射率

Tab. 2 RedEdge multispectral camera parameters and reflectance of reflector to its center wavelength

波段编号	波段名称	中心波长 / mm	波宽 / mm	“黑布”反射率 / %	“灰布”反射率 / %
1	蓝	475	20	2.946	58.446
2	绿	560	20	2.945	57.958
3	红	668	10	2.993	57.339
4	近红外	840	40	3.070	56.682
5	红边	717	10	3.010	57.128

分类,对比哪种方法更适用于大田玉米的分类。

由于可见光 (RGB) 图像中绿 (G) 波段对植物的绿反射敏感,蓝 (B) 波段对叶绿素浓度反应敏感,尝试通过绿 (G) 波段与蓝 (B) 波段比值来进行分类从而提取玉米的冠层区域,由此提出 GBRI 植被指数。

灰度分割法的前提是已知灰度分割区间,本研究在每次试验获取的可见光 (RGB) 图像中分别选取 30 个玉米植株和土壤的代表区域,统计玉米植株和土壤的绿 (G) 波段灰度,通过直方图对比发现两者并无明显的交叉区域(图 3 为 7 月 4 日玉米植株冠层与土壤样本的灰度直方图),因此采用玉米植株绿 (G) 波段作为灰度分割波段,并确定玉米植株冠层的灰度区间(图 3 中左侧为玉米冠层灰度区间,右侧为土壤灰度区间),得到最终分类图像,对分类图像进行二值化处理提取玉米冠层矢量文件。

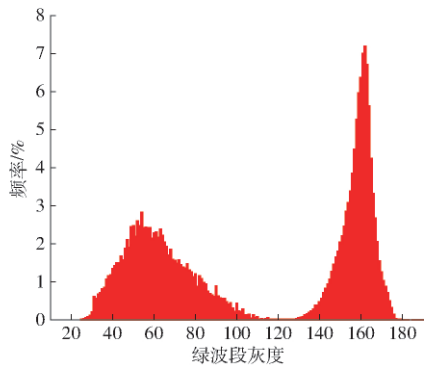


图 3 玉米冠层与土壤的 G 波段灰度直方图(2018-07-04)

Fig. 3 Histogram of G band DN value of corn canopy and soil (2018-07-04)

植被指数分类法需要确定阈值,本研究在植被指数 RGRI(或 GBRI) 图像中分别选取 30 个玉米植株冠层与土壤的代表区域,利用直方图统计玉米植株冠层与土壤 RGRI(或 GBRI) 的数值并确定阈值(图 4 是 7 月 4 日玉米植株冠层与土壤的 RGRI 值直方图,左侧为玉米冠层的 RGRI 值),然后进行二值化处理,提取玉米冠层的矢量文件。通过以上直方图法,2018 年 7 月 4 日、7 月 8 日、7 月 12 日、7 月 17 日 4 次试验, RGRI 植被指数分类法玉米植株冠

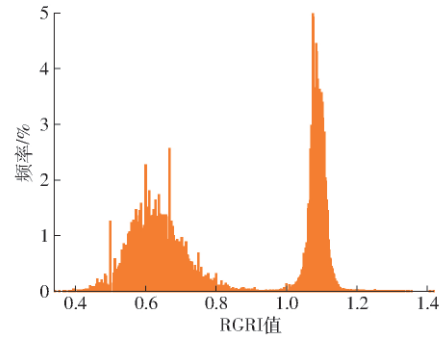


图 4 玉米冠层与土壤的 RGRI 值直方图(2018-07-04)

Fig. 4 Histogram of RGRI values of corn canopy and soil (2018-07-04)

层与土壤的阈值分别为 0.93、0.95、0.91、0.91, GBRI 指数分类法玉米植株冠层与土壤的阈值分别为 1.25、1.08、1.08、1.07。

以上对植被指数的计算以及地物分类均在 ENVI 软件中进行,分类完成后在 ArcGIS 10.4.1 中裁剪出 15 个采样小区,对采样小区进行二值化处理提取玉米冠层矢量文件。

#### 1.4.4 剔除土壤背景后冠层温度提取

将可见光 (RGB) 图像分类后经二值化处理提取的玉米冠层矢量文件叠加到配准过的热红外图像中,利用 ENVI 软件进行掩膜处理,获得玉米冠层掩膜文件,对热红外图像做掩膜并进行数据统计,可得此区域每个像元对应的冠层温度以及此区域冠层温度最大值、最小值和平均值,此平均温度即是该区域剔除土壤背景的冠层温度平均值  $T_c$ 。3 种分类方法的分类效果以及热红外图像冠层温度的提取流程如图 5 所示。

#### 1.5 覆盖度的计算

根据植被覆盖度 (FVC) 的定义<sup>[32]</sup>,利用 ENVI 统计每个采样小区的可见光 (RGB) 图像中总像元数  $S_a$ ,再统计每个采样小区提取的玉米冠层矢量文件区域的像元数  $S_c$ ,则此采样小区的玉米覆盖度  $V_c$  为

$$V_c = \frac{S_c}{S_a}$$

对 15 个采样小区均做相同处理,则可得每个采样小区的玉米覆盖度。由于不同的分类方法提取的冠层区域大小有差异,因此由不同的分类方法计算的覆盖度大小不一致。

#### 1.6 模型的建立与精度评价

采用 2018 年 7 月 4 日、7 月 8 日、7 月 12 日、7 月 17 日 4 d 的试验数据(4 次试验)进行建模与验证,试验区域的 15 个采样小区即每次试验的 15 个数据,4 次试验共 60 个数据。每次试验从 T1 ~ T5 试验区内分别抽取一个采样小区做验证,其余两个

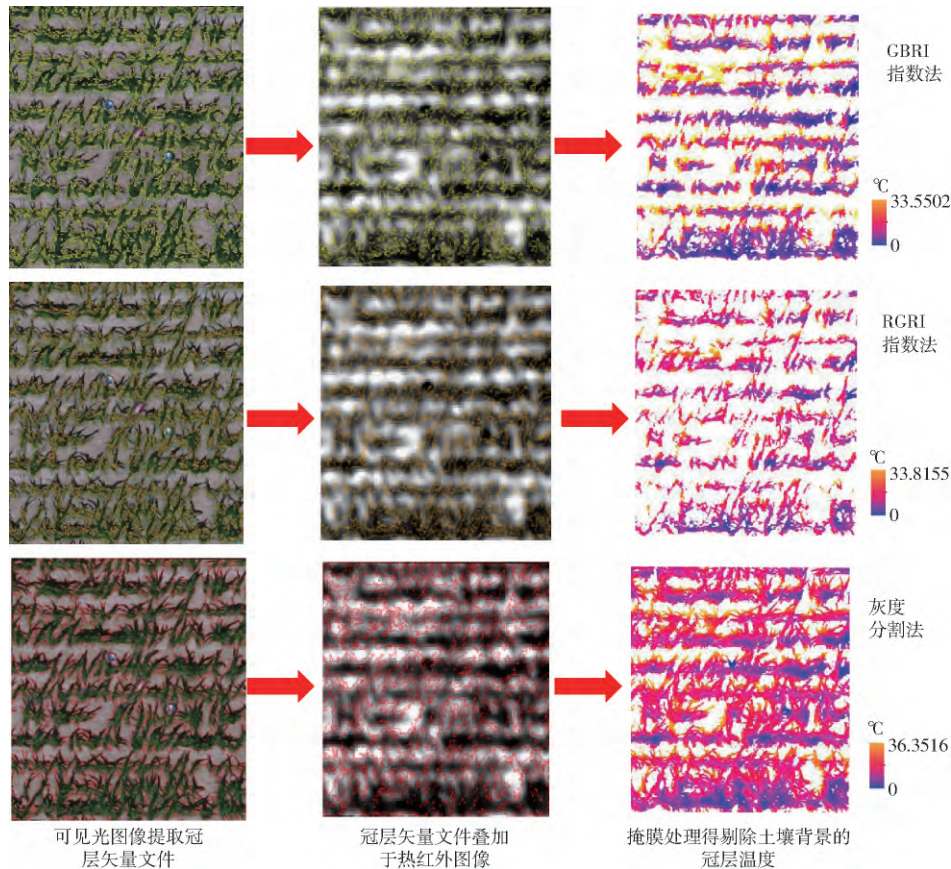


图5 热红外图像冠层温度提取流程

Fig.5 Extraction process of canopy temperature in thermal infrared image

采样小区建模,即4次试验建模集数据有40个,验证集数据有20个。建模时通过决定系数 $R^2$ ,回归模型整体的方差检验值 $F$ ,方差检验的显著性概率 $P$ 判断所建模型的相关程度以及显著性, $R^2$ 越接近于1, $F$ 值越大, $P$ 值越接近于0,表示方程越显著,拟合程度也就越好。验证时通过预测值与实测值的决定系数 $R^2$ 以及均方根误差RMSE综合评价模型的效果,其中 $R^2$ 越接近于1,则模型的拟合效果越好,而RMSE越接近于0,表征模型的预测精度越高,预测能力越强。

## 2 结果分析

### 2.1 不同分类方法计算的玉米植株覆盖度变化趋势

图6列出了T1~T5这5个试验区域由3种分类方法提取冠层区域计算的玉米植株覆盖度( $V_c$ )变化趋势。

由图6可以看出,随着玉米的生长,覆盖度呈整体上升趋势,但增长的速率有所差异,在7月8—12日这一区间内增长较慢甚至出现负增长状况(T2、T3、T5),实际中覆盖度并不是真正下降,4d中7月12日大气温度最高、光照最强,使得玉米叶片发生卷缩,因此通过可见光(RGB)图像提取的玉米冠层区域相对减少,由此计算的覆盖度反而小于7月8

日。而T1试验区域由于一直保持充分灌溉(不受水分胁迫),其覆盖度始终保持增长趋势;T4试验区域一直受到水分胁迫,其覆盖度也始终增长,只是速率较慢。同时,对比T1区域(不受水分胁迫)和T4区域(受水分胁迫最严重),T1区的覆盖度要远大于T4区,这表明一个区域覆盖度状况可以指示此区域的土壤水分状况,因为土壤水分是决定作物长势的关键因素。

对比不同分类方法计算的覆盖度,同一区域不同分类方法计算的玉米覆盖度存在一定差距,本研究中选用的3种分类方法,由灰度分割法计算的玉米覆盖度偏大,RGRI指数法计算的覆盖度偏小。以T1区域为例,7月4日由灰度分割法分类后计算的玉米覆盖度为0.65,而RGRI指数法分类后计算的玉米覆盖度为0.33,由此看出,通过可见光(RGB)图像提取冠层区域计算覆盖度时,分类方法至关重要。

对比T4和T5区,在7月12日之前T5区的覆盖度高于T4区,差别不明显的原因是,受降雨的影响,实际中很难达到40%田间持水率这么低的含水率,导致T4和T5区土壤含水率相差不大。而7月17日T4区覆盖度明显高于T5区的原因是,根据试验记录,7月13日对T4区进行了水肥一体化处理



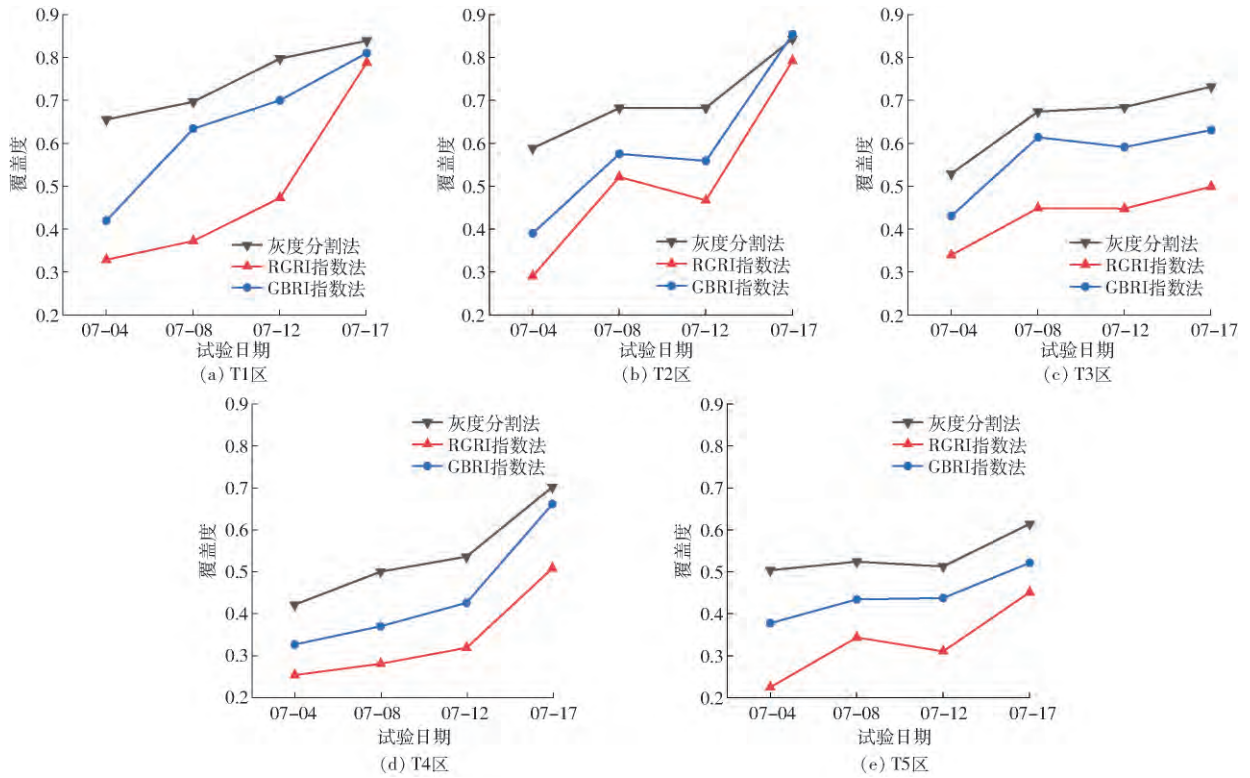


图 6 T1 ~ T5 试验区不同分类方法计算的覆盖度变化趋势

Fig. 6 Trends of coverage calculated by different classification methods in T1 ~ T5 test areas

(尿素), 且 7 月 15 日有降雨发生, 这使得 7 月 17 日采集数据时 T4 区的玉米长势优于 T5 区。

### 2.2 冠层温度的变化趋势

通过植土分离提取可见光 (RGB) 图像中的玉米冠层, 生成玉米冠层的掩膜文件, 叠加于热红外图

像中提取玉米的冠层温度, 由不同的分类方法提取的 T1 ~ T5 试验区区域冠层温度的变化趋势如图 7 所示。

由图 7 可以看出, 各个试验区域玉米冠层温度的变化趋势大致相同, 均在 7 月 12 日达到最大值,

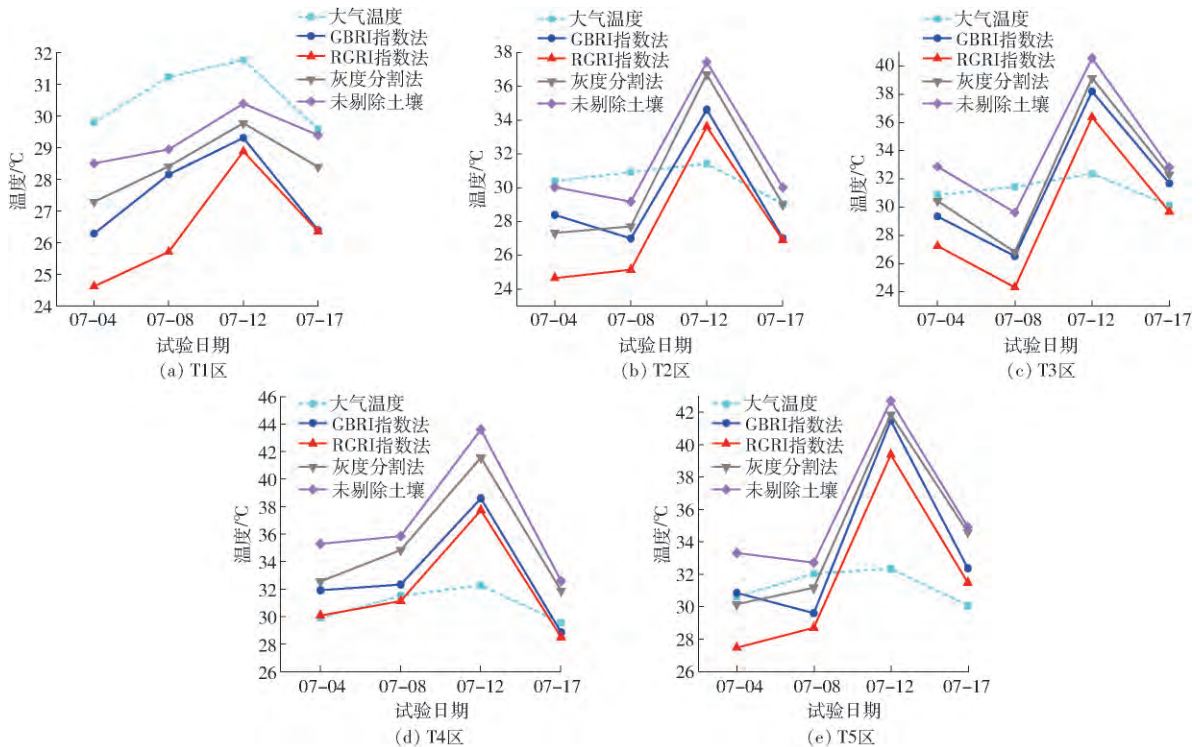


图 7 T1 ~ T5 试验区不同分类方法提取的冠层温度变化趋势

Fig. 7 Trends of canopy temperature extracted by different classification methods in T1 ~ T5 test areas

但不同试验区最大值又有所不同, T1 区域低于 30℃, T3、T4、T5 则高于 40℃, 其中 T4 最高为 43.65℃。出现此现象的原因是, T1 试验区灌水充足, 玉米不受水分胁迫, 有足够的水分进行蒸腾作用降低冠层温度; 而 T4 试验区受到严重水分胁迫, 蒸腾速率降低致使冠层温度升高。5 个试验区对比可发现, 玉米冠层温度的变化趋势与大气温度的变化趋势具有一致性, 且 T1 区域(充分灌溉)中大气温度曲线位于冠层温度曲线之上, T4 区域(水分胁迫)的大气温度曲线位于冠层温度曲线之下, 其他 3 个试验区(正常处理)的大气温度曲线则位于中间位置。表明大气温度是影响冠层温度的一个外界因素, 土壤水分是决定冠层温度高低的内在原因, 并且通过对比两者的高低(差值)也能大致判断土壤水分状况。

热红外图像未剔除土壤背景提取的玉米冠层温

度均大于剔除了土壤背景提取的冠层温度, 这说明通过热红外图像提取冠层温度时, 土壤温度是影响精确度的重要因素, 因此剔除土壤背景有助于提高冠层温度的精确度。对比不同的分类方法, 灰度分割法分类后提取的冠层温度偏高, RGRI 指数法分类后提取的冠层温度偏低, GBRI 指数法提取的冠层温度相对适中, 这与 3 种分类方法计算的覆盖度趋势一致。这是由于任何一种分类方法分类后的“冠层区域”都会包含土壤或其他地物, 对于同一时期同一区域, 分类后“冠层区域”越大(如灰度分割法), 计算的覆盖度越高, 此中包含的非冠层就越多, 由此提取的“冠层温度”也因此偏高。

### 2.3 覆盖度的差异性对冠层温度的表征

图 8 是 7 月 4 日、7 月 8 日、7 月 12 日、7 月 17 日每天正午(12:00—14:00)玉米覆盖度与冠层温度的差异性对比图。

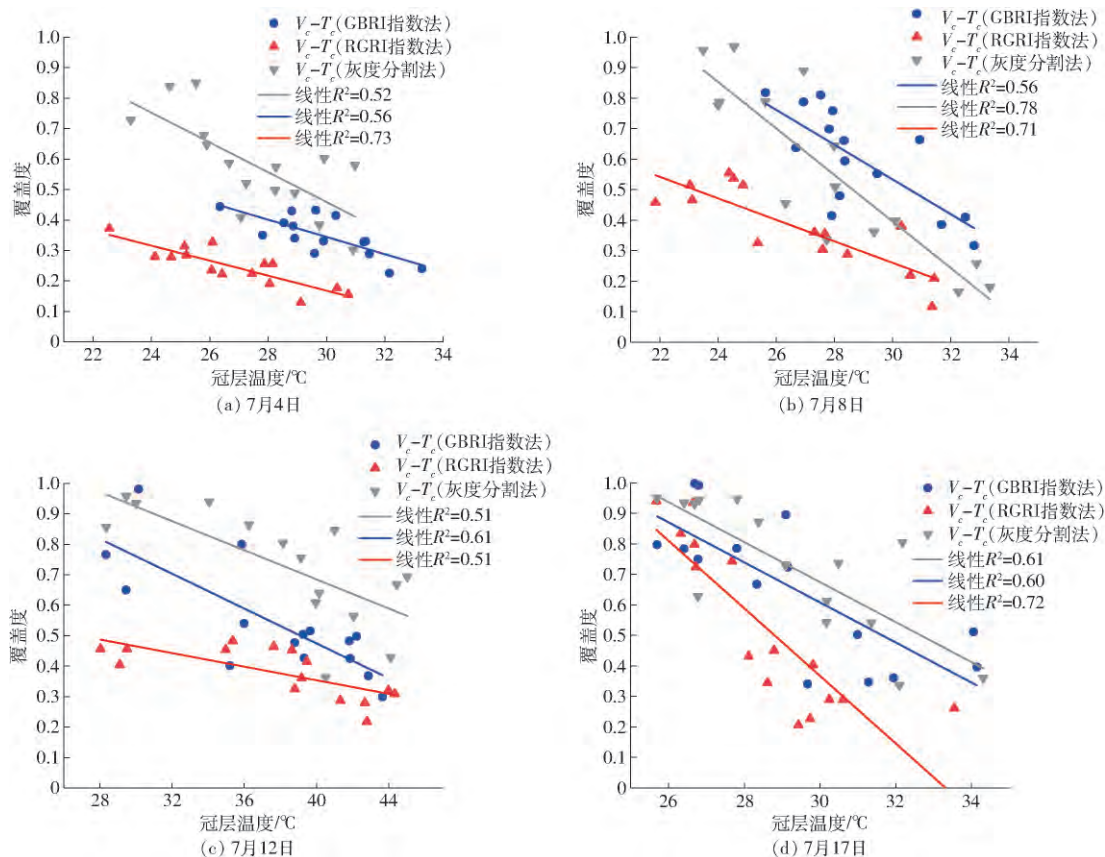


图 8 不同分类方法提取的玉米覆盖度与冠层温度对比

Fig. 8 Comparisons of corn coverage and canopy temperature by different classification methods

由图 8 可以看出, 覆盖度越低, 则冠层温度越高, 两者呈显著的线性关系 ( $R^2$  均在 0.5 以上,  $P < 0.05$ )。但经验证此关系仅适用于短时间内获取的冠层温度和覆盖度(本研究采用一天内采集的数据)若所用数据采集时间间隔较长, 如对 4 次试验所有数据进行线性拟合, 则线性相关性较弱 ( $R^2$  均小于 0.1) 原因可能是随着玉米的生长, 冠层温度处于稳定

的变化区间内, 覆盖度则处于动态增长的过程中。

同一天中由不同的分类方法提取的覆盖度与冠层温度均呈现负相关, 但数值的大小有所差异, 由灰度分割法获取的覆盖度、冠层温度相对较高, 除 7 月 8 日, 其他 3 次试验数据多数位于相关图的右上方, RGRI 指数法获取的覆盖度、冠层温度相对较小, 4 次试验的数据多数位于关系图点的左下方, 而



GBRI 指数法获取的覆盖度则相对适中,这与 2.2 节中得出的结论具有一致性。

### 2.4 冠-气温差反演不同深度的土壤含水率

将冠-气温差 ( $T_{ca}$ ) 作为自变量,土壤含水率 ( $S_{mc}$ ) 作为因变量,建立一元线性回归模型,对比研

究不同分类方法获取的冠-气温差反演不同深度土壤含水率相关程度,结果见表 3。同时,为更直观显示变量和因变量之间的关系,将 10 ~ 20 cm 深度的散点图列于图 9 ( $y$  代表土壤含水率  $S_{mc}$ ,  $x$  代表冠-气温差  $T_{ca}$ )。

表 3 不同分类方法获取的冠-气温差与不同深度土壤含水率关系

Tab. 3 Relationship between crown-air temperature difference and soil moisture content at different depths obtained by different classification methods

分类方法	土壤深度/cm	回归模型	$R^2$	$F$	$P$
GBRI 指数法	0 ~ 10	$S_{mc} = -0.0050T_{ca} + 0.103$	0.425	28.08	<0.001
	10 ~ 20	$S_{mc} = -0.0056T_{ca} + 0.107$	0.538	44.18	<0.001
	20 ~ 30	$S_{mc} = -0.0033T_{ca} + 0.109$	0.258	13.19	<0.05
RGRI 指数法	0 ~ 10	$S_{mc} = -0.0038T_{ca} + 0.097$	0.391	24.43	<0.001
	10 ~ 20	$S_{mc} = -0.0042T_{ca} + 0.100$	0.493	36.96	<0.001
	20 ~ 30	$S_{mc} = -0.0023T_{ca} + 0.105$	0.211	10.14	<0.05
灰度分割法	0 ~ 10	$S_{mc} = -0.0038T_{ca} + 0.099$	0.374	22.75	<0.001
	10 ~ 20	$S_{mc} = -0.0043T_{ca} + 0.103$	0.498	37.68	<0.001
	20 ~ 30	$S_{mc} = -0.0024T_{ca} + 0.107$	0.212	10.21	<0.05
未剔除土壤	0 ~ 10	$S_{mc} = -0.0021T_{ca} + 0.103$	0.255	13.00	<0.05
	10 ~ 20	$S_{mc} = -0.0024T_{ca} + 0.107$	0.360	21.36	<0.001
	20 ~ 30	$S_{mc} = -0.0012T_{ca} + 0.109$	0.131	5.74	

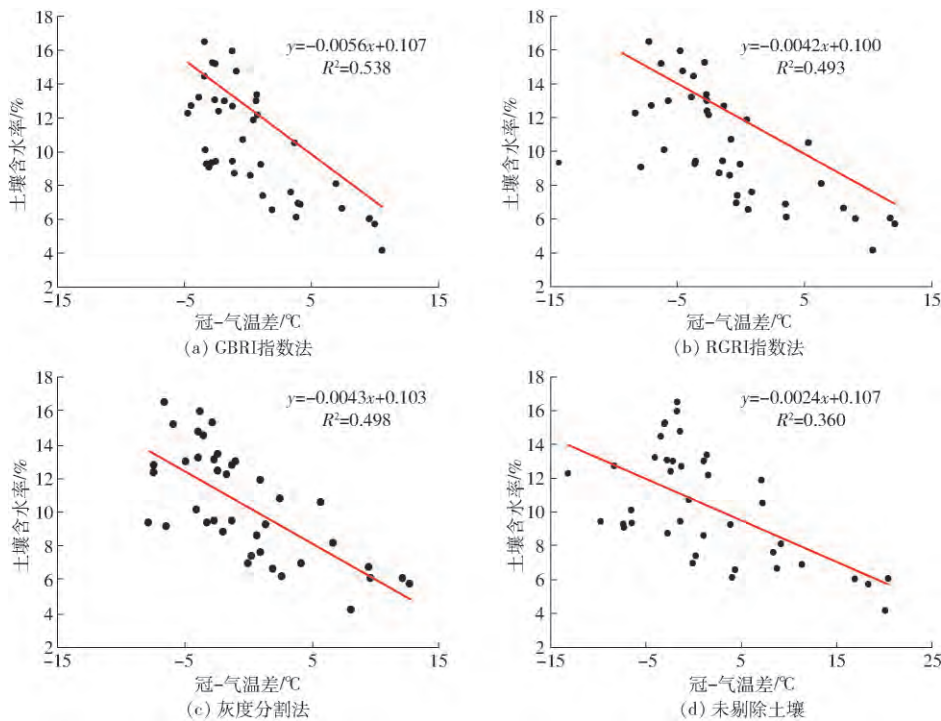


图 9 不同分类方法获取的冠-气温差与 10 ~ 20 cm 深度土壤含水率相关关系

Fig. 9 Correlation between crown-temperature difference obtained by different classification methods and soil moisture content at 10 ~ 20 cm depth

由表 3 可知,所有线性回归模型的回归系数均为负值,说明冠-气温差与土壤含水率具有负相关关系。同时不同分类方法获取的冠-气温差与土壤含水率的线性相关程度也具有一定差异性,以土壤深度 0 ~ 10 cm 为例,未剔除土壤背景建立的回归模型

其决定系数小于剔除了土壤背景所建立回归模型的决定系数 ( $R^2 = 0.255$ , 小于 0.374、0.391、0.425),这表明利用热红外图像提取的冠层温度信息反演土壤含水率时受土壤温度的影响较大。同样,土壤深度为 10 ~ 20 cm 时,  $R^2 = 0.360$ , 小于 0.498、0.493、

0.538; 土壤深度为 20 ~ 30 cm 时,  $R^2 = 0.131$ , 小于 0.212、0.211、0.258。因此热红外图像中剔除土壤背景获取单纯的作物冠层温度能够提高反演土壤含水率的精度。

对比 3 种剔除土壤背景的分类方法, 通过 GBRI 指数法获取的冠-气温差与土壤含水率的线性相关程度最高, 土壤深度 0 ~ 10 cm 时,  $R^2 = 0.425$ , 大于 0.391、0.374; 10 ~ 20 cm,  $R^2 = 0.538$ , 大于 0.493、0.498; 20 ~ 30 cm 时,  $R^2 = 0.258$ , 大于 0.211、0.212, 说明 GBRI 指数法获取的冠-气温差反演土壤含水率优于 RGRI 指数法和灰度分割法。通过前面的分析, 并结合反演土壤含水率的精度, 可以认为 GBRI 指数法对大田玉米的分类效果较优。

从反演土壤含水率深度来看, 10 ~ 20 cm 深度的效果最优, 即使是未剔除土壤背景获取的冠-气温差与土壤含水率相关程度也达到极显著的水平

( $R^2 = 0.36$ ,  $P < 0.001$ ), 而经过 GBRI 指数法剔除土壤背景获取的冠-气温差与土壤含水率建立的线性模型, 其相关程度更高 ( $R^2 = 0.538$ )。0 ~ 10 cm 的效果次之, 30 cm 以下则几乎无相关性, 由此知冠-气温差与表层(0 ~ 30 cm) 土壤含水率具有较强的相关性。试验过程中通过取土发现, 玉米在拔节期根系大多位于 0 ~ 30 cm 之间, 在 10 ~ 20 cm 间的根系分布最广, 由此表明冠-气温差能够较好地反演玉米根域深度的土壤水分状况。

## 2.5 冠-气温差与覆盖度之比反演土壤含水率

通过试验观察发现, 当土壤含水率很低致使玉米发生严重水分胁迫时, 玉米叶片会发生卷缩, 而此时通过无人机可见光图像计算的覆盖度会大幅度降低, 这印证了覆盖度在一定程度上能够预示土壤含水率。由 2.4 节已验证冠-气温差与土壤含水率存在较好的线性关系, 将冠-气温差与覆盖度结合共同反演土壤含水率, 结果见表 4。

表 4 冠-气温差与覆盖度之比与不同深度的土壤含水率关系

Tab. 4 Relationship between crown-temperature difference and coverage ratio and soil moisture content at different depths

分类方法	土壤深度/cm	回归模型	$R^2$	$F$	$P$
GBRI 指数法	0 ~ 10	$S_{mc} = -0.0025T_{ca}/V_c + 0.106$	0.488	36.25	<0.001
	10 ~ 20	$S_{mc} = -0.0028T_{ca}/V_c + 0.110$	0.600	56.72	<0.001
	20 ~ 30	$S_{mc} = -0.0016T_{ca}/V_c + 0.111$	0.290	15.50	<0.001
RGRI 指数法	0 ~ 10	$S_{mc} = -0.0014T_{ca}/V_c + 0.098$	0.450	31.03	<0.001
	10 ~ 20	$S_{mc} = -0.0015T_{ca}/V_c + 0.102$	0.550	46.43	<0.001
	20 ~ 30	$S_{mc} = -0.0009T_{ca}/V_c + 0.106$	0.266	13.75	<0.05
灰度分割法	0 ~ 10	$S_{mc} = -0.0025T_{ca}/V_c + 0.101$	0.406	25.92	<0.001
	10 ~ 20	$S_{mc} = -0.0029T_{ca}/V_c + 0.105$	0.564	49.17	<0.001
	20 ~ 30	$S_{mc} = -0.0016T_{ca}/V_c + 0.108$	0.240	12.03	<0.05

由表 4 可以看出, 回归系数均为负值, 表明冠-气温差与覆盖度之比与土壤含水率具有负相关关系, 3 种分类方法监测 20 cm 以上的土壤含水率均达到极显著的水平 ( $P < 0.001$ ), 在 0 ~ 10 cm 时决定系数  $R^2$  分别为 0.488、0.450、0.406, 相比于冠-气温差  $R^2$  (0.425、0.391、0.374) 均有所提高; 同理 10 ~ 20 cm 深度时, 决定系数  $R^2$  由 0.538、0.493、0.498 分别提高至 0.600、0.550、0.564, 利用冠-气温差与覆盖度之比反演表层土壤水分的精度要高于单一冠-气温差指标监测土壤水分的精度, 由此得出冠-气温差与覆盖度之比是反演玉米根域深度土壤含水率效果更优的新指标。

3 种分类方法中, 通过对比冠-气温差与覆盖度的比值与土壤含水率的相关性, 以 10 ~ 20 cm 为例, 0.600 (GBRI 指数法) > 0.564 (灰度分割法) > 0.550 (RGRI 指数法), 说明用 GBRI 指数法分类的效果更优。而反演土壤含水率的深度依然是 10 ~

20 cm (玉米根域深度) 效果最好 (如 GBRI 法:  $R^2$  从大到小依次为 0.600 (20 cm)、0.488 (10 cm)、0.290 (30 cm))。以上表明, 利用 GBRI 指数法分类后提取冠层温度, 通过冠-气温差与覆盖度的比值反演 10 ~ 20 cm 深度 (玉米根域深度) 的土壤含水率效果最好。

## 2.6 土壤含水率反演的精度评价

通过以上分析建立了冠-气温差与覆盖度之比这一指标与土壤含水率的线性回归模型, 为验证其精确度, 利用同时期采集的数据进行精度评价。对线性模型计算出的土壤含水率预测值与试验中测得的实际值进行相关性分析, 通过对比两组变量的决定系数  $R^2$  以及均方根误差 RMSE, 对冠-气温差与覆盖度之比这一新指标反演土壤含水率精度进行验证, 结果见表 5 ( $x$  为预测值,  $y$  为实测值)。

表 5 不同分类方法的土壤含水率预测值与实测值拟合结果

Tab. 5 Fitting curve between predicted and measured values of soil moisture content by different classification methods

分类方法	土壤深度/cm	拟合公式	$R^2$	RMSE/%	$P$
GBRI 指数法	0 ~ 10	$y = 0.9714x + 0.0028$	0.714	1.32	<0.001
	10 ~ 20	$y = 1.0554x - 0.0068$	0.773	1.36	<0.001
	20 ~ 30	$y = 1.2927x - 0.0347$	0.446	2.09	<0.05
RGRI 指数法	0 ~ 10	$y = 1.1713x - 0.0187$	0.681	1.43	<0.001
	10 ~ 20	$y = 1.2824x - 0.0330$	0.708	1.64	<0.001
	20 ~ 30	$y = 1.6331x - 0.0712$	0.448	2.16	<0.05
灰度分割法	0 ~ 10	$y = 1.0276x - 0.0029$	0.631	1.50	<0.001
	10 ~ 20	$y = 0.9967x - 0.0017$	0.705	1.55	<0.001
	20 ~ 30	$y = 1.4430x - 0.0497$	0.464	2.08	<0.05

从表 5 可以看出,深度为 0 ~ 10 cm 和 10 ~ 20 cm 时,由冠-气温差与覆盖度之比计算的土壤含水率预测值与实测值都具有很高的相关性,达到极显著的水平( $P < 0.001$ )。特别是 10 ~ 20 cm 时,验证集决定系数  $R^2$  均达到 0.7 以上,且均方根误差 RMSE 均低于 2%;而深度 20 ~ 30 cm 时,预测值与实测值的相关程度明显降低( $R^2$  低于 0.5),偏差显著增大(RMSE 在 2% 以上)。对比 3 种分类方法,由 GBRI 指数法对应的土壤含水率预测值与实测值拟合效果最优(10 ~ 20 cm:  $R^2 = 0.773$ , 大于 0.708、0.705; RMSE 为 1.36%, 小于 1.64%、1.55%)。

### 3 讨论

在分类方法的选取上,本研究不仅尝试了以上 3 种分类方法,还验证了其他几种分类方法<sup>[33-35]</sup>,但是在玉米的分类上效果均不如 GBRI 理想。利用 GBRI 指数分类时,部分与植株区分不明显的阴影会被归为玉米植株,这是导致提取的冠层温度存在误差的主要原因。本研究利用的无人机热红外图像与可见光(RGB)图像非同步拍摄(拍摄时间、高度与飞行航线均不同),但拍摄角度均是垂直地面,即两种图像中真实的玉米冠层区域一致,由此提取的玉米冠层温度信息来反演土壤水分,并取得了较好的效果,验证了此方法也适用于短时间段内非同步拍摄的影像。但是提取的冠层温度与实际值会有所差异,非同步拍摄的图像由于太阳角有偏差,两种图像中同一玉米的阴影位置会变化,即配准时可见光(RGB)图像中的阴影可能对应热红外图像中太阳直射的土壤,由此提取的玉米冠层温度可能高于实际冠层温度,而杨文攀等<sup>[25]</sup>通过同步拍摄两种图像提取的冠层温度低于实际冠层温度。

针对冠层温度这一单一指标反演土壤含水率精度不高的问题,本文通过对玉米覆盖度的探究提出用冠-气温差与覆盖度之比来反演土壤含水率,经建模验证,此指标与土壤含水率呈显著的线性关系。但本研究的不足之处在于,对 3 种分类方法剔除土壤背景后获取的冠层温度以及覆盖度没有做精度评价,GBRI 指数分类效果具体精度没有做定量考察。冠-气温差与覆盖度之比只能反演玉米根域深度(本研究中沙壤土拔节期玉米根域深度在 0 ~ 30 cm 之间)的土壤含水率,对于更深的土壤水分则效果较差。而且利用冠-气温差与覆盖度之比这一指数反演土壤含水率是否适用于玉米其他生育期、是否适用于其他作物还有待验证。

### 4 结论

(1) 在无人机可见光(RGB)图像中提取玉米冠层区域,将其叠加于热红外图像中,经掩膜处理后获得无土壤背景的玉米冠层温度,这为低分辨率下的热红外图像地物分离提供了一种新方法,由此获取的冠层温度信息反演土壤含水率,其精度远优于未剔除土壤背景的冠层温度。

(2) 不同分类方法获取的玉米覆盖度与冠层温度存在差异,经验证,GBRI 指数法更适用于大田玉米的植土分离,且在短时期内(玉米长势不变),覆盖度能够表征玉米冠层温度,覆盖度越低,说明冠层温度越高。

(3) 在玉米拔节期,通过冠-气温差反演大田玉米土壤含水率取得了较优的效果,而利用冠-气温差与覆盖度之比反演大田玉米的土壤含水率,相比前者其精度明显提高,表明冠-气温差与覆盖度之比是反演玉米根域深度土壤含水率效果更优的指标。

### 参 考 文 献

- [1] PRATIMA P, SHARMA N, SHARMA D P. Canopy temperature and water relations of kiwifruit cultivar Allison in response to deficit irrigation and in situ moisture conservation [J]. Current Science, 2016, 111(2): 375-379.



- [2] TANNER C B. Plant temperatures [J]. *Agronomy Journal*, 1963, 55(2): 210–211.
- [3] JACKSON R D, IDSO S B, REGINATO R J, et al. Canopy temperature as a crop water stress indicator [J]. *Water Resources Research*, 1981, 17(4): 1133–1138.
- [4] 蔡焕杰, 康绍忠. 棉花冠层温度的变化规律及其用于缺水诊断研究 [J]. *灌溉排水*, 1997, 16(1): 1–5.  
CAI Huanjie, KANG Shaozhong. The changing pattern of cotton crop canopy temperature and its application in detecting crop water stress [J]. *Journal of Irrigation and Drainage*, 1997, 16(1): 1–5. (in Chinese)
- [5] MAHAN J R, BURKE J J. Active management of plant canopy temperature as a tool for modifying plant metabolic activity [J]. *American Journal of Plant Sciences*, 2015, 6(1): 249–259.
- [6] DEJONGE K C, TAGHVAEIAN S, TROUT T J, et al. Comparison of canopy temperature-based water stress indices for maize [J]. *Agricultural Water Management*, 2015, 156: 51–62.
- [7] 刘涛, 仲晓春, 孙成明. 作物温度及其监测技术研究进展 [J]. *中国农业科技导报*, 2017, 19(12): 59–66.  
LIU Tao, ZHONG Xiaochun, SUN Chengming. Review on crop temperature and its monitoring technologies [J]. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 2017, 19(12): 59–66. (in Chinese)
- [8] NELSON J A, BUGBEE B. Analysis of environmental effects on leaf temperature under sunlight, high pressure sodium and light emitting diodes [J]. *PLOS ONE*, 2015, 10(10): e138930.
- [9] BLONQUIST J M, NORMAN J M, BUGBEE B. Automated measurement of canopy stomatal conductance based on infrared temperature [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2009, 149(11): 1931–1945.
- [10] BALLESTER C, CASTEL J, JIMÉNEZ-BELLO M A, et al. Thermographic measurement of canopy temperature is a useful tool for predicting water deficit effects on fruit weight in citrus trees [J]. *Agricultural Water Management*, 2013, 122: 1–6.
- [11] 魏征, 许迪, 刘钰, 等. 基于冠气温差的冬小麦水分亏缺诊断试验研究 [J]. *水利学报*, 2014, 45(8): 984–990.  
WEI Zheng, XU Di, LIU Yu, et al. Diagnosis and experimental study on water deficit of winter wheat based on the variation of canopy-air temperature difference [J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2014, 45(8): 984–990. (in Chinese)
- [12] 张劲松, 孟平, 高峻, 等. 基于冠层叶气温差的苹果园土壤水分预报模型 [J]. *农业工程学报*, 2007, 23(6): 17–20.  
ZHANG Jinsong, MENG Ping, GAO Jun, et al. Model for predicting soil water status based on the canopy-air temperature differential in apple orchard [J]. *Transactions of the CSAE*, 2007, 23(6): 17–20. (in Chinese)
- [13] NEIFF N, DHLIWAYO T, SUAREZ E A, et al. Using an airborne platform to measure canopy temperature and NDVI under heat stress in maize [J]. *Journal of Crop Improvement*, 2015, 29(6): 669–690.
- [14] YUE J, YANG G, LI 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.
- [15] AGAM N, COHEN Y, ALCHANATIS V, et al. How sensitive is the CWSI to changes in solar radiation [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(17): 6109–6120.
- [16] HOFFMANN H, JENSEN R, THOMSEN A, et al. Crop water stress maps for an entire growing season from visible and thermal UAV imagery [J]. *Biogeoscience*, 2016, 13(24): 6545–6563.
- [17] SULLIVAN D G, FULTON J P, SHAW J N. Evaluating the sensitivity of an unmanned thermal infrared aerial system to detect water stress in a cotton canopy [J]. *International Journal of Sociology & Social Policy*, 2007, 50(6): 708–724.
- [18] 张智韬, 边江, 韩文霆, 等. 无人机热红外图像计算冠层温度特征数诊断棉花水分胁迫 [J]. *农业工程学报*, 2018, 34(15): 77–84.  
ZHANG Zhitao, BIAN Jiang, HAN Wenting, et al. Cotton moisture stress diagnosis based on canopy temperature characteristics calculated from UAV thermal infrared image [J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(15): 77–84. (in Chinese)
- [19] 孙圣, 张劲松, 孟平, 等. 基于无人机热红外图像的核桃园土壤水分预测模型建立与应用 [J]. *农业工程学报*, 2018, 34(16): 89–95.  
SUN Sheng, ZHANG Jinsong, MENG Ping, et al. Establishment and application of prediction model of soil water in walnut orchard based on unmanned aerial vehicle thermal infrared imagery [J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(16): 89–95. (in Chinese)
- [20] LI X F, LIU J M. Edge detection on arc image of low volt-age apparatus [C]//International Conference on Machine Learning & Cybernetics, 2003.
- [21] 夏清, 张振鑫, 王婷婷, 等. 基于改进 Sobel 算子的红外图像边缘提取算法 [J]. *激光与红外*, 2013, 43(10): 1158–1161.  
XIA Qing, ZHANG Zhenxin, WANG Tingting, et al. Edge extraction algorithm of infrared thermal image based on improved Sobel operator [J]. *Laser & Infrared*, 2013, 43(10): 1158–1161. (in Chinese)
- [22] 张智韬, 边江, 韩文霆, 等. 剔除土壤背景的棉花水分胁迫无人机热红外遥感诊断 [J/OL]. *农业机械学报*, 2018, 49(10): 250–260.  
ZHANG Zhitao, BIAN Jiang, HAN Wenting, et al. Diagnosis of cotton water stress using unmanned aerial vehicle thermal infrared remote sensing after removing soil background [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(10): 250–260. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=)

- 20181028&journal\_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.10.028. (in Chinese)
- [23] BALUJA J, DIAGO M P, BALDA P, et al. Assessment of vineyard water status variability by thermal and multispectral imagery using an unmanned aerial vehicle (UAV) [J]. *Irrigation Science*, 2012, 30(6): 511–522.
- [24] HAN M, ZHANG H, DEJONGE K C, et al. Estimating maize water stress by standard deviation of canopy temperature in thermal imagery [J]. *Agricultural Water Management*, 2016, 177: 400–409.
- [25] 杨文攀 李长春 杨浩 等. 基于无人机热红外与数码影像的玉米冠层温度监测 [J]. *农业工程学报*, 2018, 34(17): 68–75.  
YANG Wenpan, LI Changchun, YANG Hao, et al. Monitoring of canopy temperature of maize based on UAV thermal infrared imagery and digital imagery [J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(17): 68–75. (in Chinese)
- [26] 秦伟 朱清科 张学霞 等. 植被覆盖度及其测算方法研究进展 [J]. *西北农林科技大学学报(自然科学版)*, 2006, 34(9): 163–170.  
QIN Wei, ZHU Qingke, ZHANG Xuexia, et al. Review of vegetation covering and its measuring and calculating method [J]. *Journal of Northwest A&F University (Natural Science Edition)*, 2006, 34(9): 163–170. (in Chinese)
- [27] 熊世为 李卫国 景元书. 基于 HJ-1B 卫星遥感影像的小麦冠层温度的反演 [J]. *江苏农业学报*, 2012, 28(6): 1466–1470.  
XIONG Shiwei, LI Weiguo, JING Yuanshu. A retrieval of wheat canopy temperature by HJ-1B satellite remote sensing image [J]. *Jiangsu Journal of Agricultural Sciences*, 2012, 28(6): 1466–1470. (in Chinese)
- [28] COSH M H, BRUTSAERT W. Microscale structural aspects of vegetation density variability [J]. *Journal of Hydrology*, 2003, 276(1–4): 128–136.
- [29] CARLSON T N, GILLIES R R, PERRY E M. A method to make use of thermal infrared temperature and NDVI measurements to infer surface soil water content and fractional vegetation cover [J]. *Remote Sensing Reviews*, 1994, 9(1): 161–173.
- [30] 邓书斌 陈秋锦 社会建 等. ENVI 遥感图像处理方法 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2014.
- [31] 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.
- [32] 刘峰 刘素红 向阳. 园地植被覆盖度的无人机遥感监测研究 [J/OL]. *农业机械学报*, 2014, 45(11): 250–257.  
LIU Feng, LIU Suhong, XIANG Yang. Study on monitoring fractional vegetation cover of garden plots by unmanned aerial vehicles [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(11): 250–257. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20141139&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20141139&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2014.11.039. (in Chinese)
- [33] 韩文霆 郭聪聪 张立元 等. 基于无人机遥感的灌区土地利用与覆被分类方法 [J/OL]. *农业机械学报*, 2016, 47(11): 270–277.  
HAN Wenting, GUO Congcong, ZHANG Liyuan, et al. Classification method of landcover and irrigated farm land use based on UAV remote sensing in irrigation [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(11): 270–277. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20161137&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20161137&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.11.037. (in Chinese)
- [34] RUD R, SHOSHANY M, ALCHANATIS V. Spatial-spectral processing strategies for detection of salinity effects in cauliflower, aubergine and kohlrabi [J]. *Biosystems Engineering*, 2013, 114(4): 384–396.
- [35] SANTESTEBAN L G, DI GENNARO S F, HERRERO-LANGREO A, et al. High-resolution UAV-based thermal imaging to estimate the instantaneous and seasonal variability of plant water status within a vineyard [J]. *Agricultural Water Management*, 2017, 183: 49–59.