

基于热红外成像的核桃园土壤水分检测方法研究

秦春雨¹, 周建平^{1,2*}, 许燕^{1,2}, 段春旭¹, 崔超¹, 张惠琪¹

(1.新疆大学 机械工程学院, 乌鲁木齐 830000;

2.新疆维吾尔自治区农牧机器人及智能装备工程研究中心, 乌鲁木齐 830000)

摘要:【目的】了解新疆核桃园区的土壤水分状况并科学配置水资源。【方法】以果实发育期核桃树为研究对象, 利用热红外相机连续观测2023年7—8月核桃冠层温度热红外图像, 提出一种基于HSV颜色空间的改进K-means分割算法, 并进一步分析冠层温度日变化特征。同步观测空气温度、空气湿度、光照度、风速、二氧化碳摩尔分数和0~80 cm土层土壤含水率, 反演构建土壤含水率预测模型, 并进行验证。【结果】改进的K-means算法分割准确率由82.34%提升至94.55%, 获取的冠层温度与实际冠层温度值误差为[0,1]; 核桃树冠层温度呈单峰变化趋势, 其中14:00—16:00为冠层温度的最佳观测时间; 水平方向50~60 cm、垂直方向40~60 cm土层为核桃树主要的吸水区间; 冠层温度、空气温度、空气相对湿度、二氧化碳摩尔分数与土壤含水率具有显著的相关性, 将其作为输入变量建立土壤水分预测模型, 回归方程判定系数 $R^2=0.86$, $p<0.01$, 表明该模型具有一定的拟合精度。【结论】将该土壤水分预测模型用于核桃区域水分状况诊断具有较好的实际应用效果, 能够为新疆地区核桃园提供新的检测土壤水分方式。

关键词: 水分; 核桃; 冠层温度; 算法; 土壤; 模型

中图分类号: S152.7

文献标志码: A

doi: 10.13522/j.cnki.ggps.2024024

秦春雨, 周建平, 许燕, 等. 基于热红外成像的核桃园土壤水分检测方法研究[J]. 灌溉排水学报, 2024, 43(6): 34-42.

QIN Chunyu, ZHOU Jianping, XU Yan, et al. Using thermal infrared imaging to estimate soil moisture dynamics[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2024, 43(6): 34-42.

0 引言

【研究意义】我国为农业大国, 农业用水占全国用水总量的70%^[1]。新疆等干旱、半干旱地区, 农业用水占主体地位, 用水效率决定了农业生产的增长空间。如何及时准确地获取作物水分胁迫情况对农业节水发展具有重要意义^[2]。与小麦、玉米等农作物分布密集相比, 果树种植间距较大, 根系相对独立, 利用土壤墒情传感器检测部分区域水分不能反映整体情况。冠层温度是作物能量平衡的体现, 是衡量作物水分多寡和有效性的指标, 其优点在于可以从整体间接评价作物干旱程度^[3]。【研究进展】自1963年Tanner^[4]首次发现冠层温度可以作为评价作物水分的有效值指标以来, 国内外专家学者便对以冠层温度来指导作物灌溉进行了一系列研究。张文忠等^[5]发现土壤含水率对冠层温度有显著影响, 土壤含水率越低, 水稻冠层温度越高, 冠层气温差绝对值越小。Giménez-Gallego等^[6]以石榴树为研究对象, 利用热红

外传感器检测其冠层温度, 间接评估作物水分胁迫情况。

热红外技术可以直观获取植物冠层温度, 但是植物冠层覆盖程度不一, 获取的热红外图像不仅包含植物冠层, 还包括土壤背景, 影响获取冠层温度的精度。如何有效剔除土壤背景的干扰成为研究冠层温度首要解决的问题。目前常基于热红外图像通过灰度阈值分割、边缘检测、聚类算法等^[7-10]直接提取冠层特征或者结合可见光图像与热红外图像^[11-13], 对可见光图像进行波段运算^[14]、仿射变换^[15]、图像特征配准^[16]等, 生成矢量文件进而对热红外图像掩膜处理, 剔除背景干扰, 获得精准的冠层温度。随着智慧农业的发展, 利用冠层温度来评价作物的干旱程度并指导灌溉已成为未来发展的趋势, 因此如何精准地利用冠层温度来检测作物土壤含水率对指导农业用水以及果园灌溉具有重大意义^[17-19]。

热红外图像只能间接评价作物的干旱程度, 要起到水分检测、指导灌溉的目的仍需利用冠层温度反演构建土壤水分预测模型。孙圣等^[20]利用热红外成像对核桃冠层进行了2个生长季节的观测, 构建了精准的土壤水分预测模型。Taheri-Garavand等^[21]研究了一种混合人工神经网络的预测算法, 采用遗传算法寻找最佳前馈神经网络(FFNN结构), 建立FFNN-GA预测模型。Hummel等^[22]利用光谱传感器获取土壤有机质

收稿日期: 2024-01-12 修回日期: 2024-03-18

基金项目: 新疆维吾尔自治区天山英才-科技创新领军人才项目(2022TSYCLJ0044)

作者简介: 秦春雨(1999-), 男, 硕士研究生, 主要从事智慧农业研究。E-mail: 1816148672@qq.com

通信作者: 周建平(1974-), 男, 教授, 博士, 主要从事智慧农业研究。E-mail: linkzhoujp@sina.com

©《灌溉排水学报》编辑部, 开放获取 CC BY-NC-ND 协议

以及土壤含水率，建立多元线性回归预测模型来预测当地玉米土壤含水率。Bertalan等^[23]验证了热红外相机与多光谱相机对作物土壤水分预测的准确性，利用RF、ENR、GLM、RLM等4种机器学习算法建立模型，结果证明利用RF、ENR算法所建立的模型可有效预测土壤含水率。

【切入点】目前，土壤水分预测研究较多^[24-26]，但是针对果树尤其是核桃树的研究较少。【拟解决的关键问题】为此，以新疆喀什地区核桃树为研究对象，针对其生长发育特点及所处地域环境条件，利用热红外图像与RGB图像，提出一种基于H分量的K-means算法分割热红外图像并提取冠层温度，分析冠层温度日变化特征，并评价方法精度。同时建立多元线性回归水分预测模型，间接预测核桃园区整体土壤含水率，以期提出一种利用冠层温度检测土壤含水率的新型检测方式，为新疆核桃以及其他果树的灌溉提供参考依据。

1 试验设计

1.1 试验区概况

试验地位于新疆喀什叶城县新疆大学叶城核桃产业示范园（北纬35°28′—38°23′，东经76°10′—78°27′）。该地区属温带大陆性干旱气候，南依喀喇昆仑山和昆仑山脉，北接开阔平原，紧连塔克拉玛干大沙漠，年变化温差、日变化温差大，降水稀少，日照时间长。年平均气温11.4℃，最高气温39.5℃，最低气温-22.7℃，年平均降水量54.2mm，年平均蒸发量2497.7mm，多年平均日照时间2742.2h^[27-28]。全县气温日较差大，平均日变化温差在13.3℃以上，对农作物和果树生长十分有利。本文以主要优势树种“温185”作为研究对象。

1.2 材料与方法

本研究区域核桃树的株行距6m×8m，东西行向呈“品”字形定植，核桃树多为8~10a生，植株高4.5~5.5m，主干疏散呈分层状，全树5~7个主枝，分2~3层，层间距80~100cm，树干周长40~50cm。选择生长状况良好的3棵相邻核桃树作为试验对象。核桃生长物候见表1，7—8月份为核桃的果实发育期，2023年7月人工灌溉以缓解干旱胁迫。

表1 研究区域核桃生长物候期

Tab.1 Phenology of walnut growth in the study area

时间	核桃物候期
1—3月	休眠期、萌芽期
4月	开花、展叶期
5—6月	果实膨大期
7—8月	果实发育期
9月	果实成熟期
10—12月	落叶、休眠期

1.2.1 红外图像采集

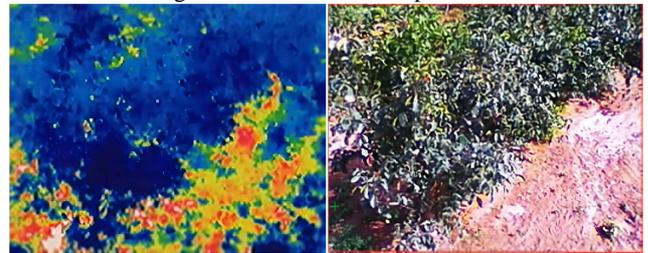
图1为热红外图像采集平台，于样本树西侧设立6~7m高可调“观测架”，在顶部安装HIKVISION生产的DS-2TB21-3AVF热红外成像仪，空间分辨率为5.48mrad，视场角为水平50°×垂直37.2°。为了获取核桃树冠层完整的热红外图像，通过不断调整拍摄角度以及观测架高度，测量得出摄像镜头朝东南方向，倾斜角50~60°，热红外相机镜头到3棵样本树冠层的距离分别为10.3、12.5、14.1m时，获得最佳的热红外图像以及RGB图像。在2023年核桃果实发育期（7—8月）10:00—19:00采集图像，图像分辨率320×240像素，利用以太网上传至电脑iVMS-4200客户端，每10分钟连续地获取图像，并记录视频，实时观测冠层热红外图像变化，热红外图像与原始RGB图像见图2。



注 1.可调观测支架；2.观测架主体；3.支架固定边；4.防水布；5.热红外相机；6.3D打印相机外壳；7.电源线；8.信号线。

图1 观测架平台

Fig.1 Observation frame platform



(a) 热红外图像 (b) RGB图像

图2 热红外图像与RGB图像

Fig.2 Thermal infrared image and RGB image

1.2.2 环境数据获取

在样本树西侧搭建气象自动观测系统，高度3m，位于行间空旷位置。连续观测空气温度（Air Temperature, T_a ）、空气相对湿度（Relative Humidity, RH ）、风速（Velocity, V ）、光照度（Illuminance, lux ）、二氧化碳摩尔分数（Carbon dioxide mole fraction, CD ），所采用传感器分别为建大仁科RS系列传感器，利用485通讯及以太网上传数据至电脑端上位机，设定10min采集1次，输出平均值。

1.2.3 土壤含水率测定

土壤含水率（Soil Water Content, SWC ）与红外热像仪同步测定。在确定园区核桃根系分布之后，

在3棵样本核桃树东、西、南、北方向，分别在距离树干35、55、75、95 cm处安装传感器，详见图3。试验采用12个五针土壤墒情传感器RS-5W5S，分别测量距地面35、45、55、65、75 cm土层土壤含水率，设定每10分钟采集输出1组数据，并求3棵样本树土壤含水率均值。

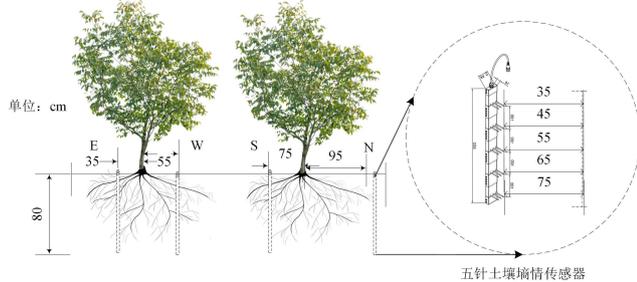


图 3 土壤墒情传感器布置位置

Fig.3 Placement of soil moisture sensors

1.2.4 冠层温度获取

图4为利用手持红外测温仪（UNI-T UT300S）与热红外相机同步对核桃冠层温度进行检测示意。取每棵核桃树冠层上、中、下3层叶片茂密处随机各10个点为观测点，测温仪距离叶片5 cm，与冠层夹角呈15°，取平均值作为测定的实际冠层温度 T_{ci} 。

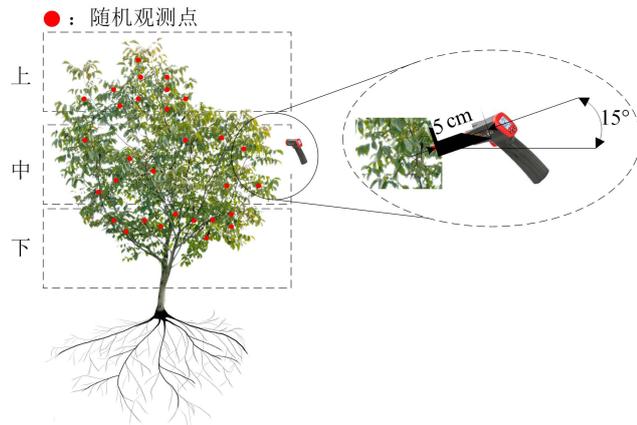


图 4 手持红外测温仪测温

Fig.4 Handheld infrared thermometer temperature measurement

冠层温度获取流程见图5，首先利用Matlab R2021b软件将热红外图像温度值与对应各点像素值导出，建立温度与像素的映射函数 $f(x)$ 。为了排除非冠层部分（土壤、树荫）的影响，对于热红外图像冠层区域明显的区域（太阳直射无树荫影响），直接利用K-means算法，令聚类中心数 $K=3$ 处理热红外图像；对于冠层区域不明显的区域（受光照影响产生树荫），将RGB图像转化为HSV图像（图像特征突出）并分离三通道图像，选择冠层特征明显的H通道图像利用K-means算法，令 $K=2$ 处理图像。后经掩膜处理获取核桃冠层的平均像素值，代入 $f(x)$ 中得到冠层温度（Canopy Temperature, T_c ）。

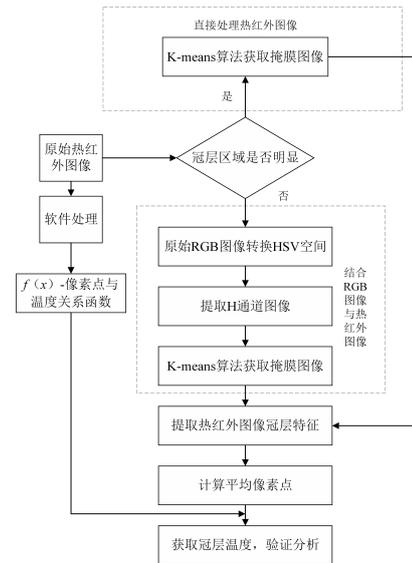


图 5 冠层温度获取流程图

Fig.5 Flow chart for canopy temperature acquisition

1.2.5 K-means 聚类算法

K-means聚类算法是一种迭代求解的聚类分析算法，是非监督学习算法的一种，其算法基本思想为：以空间中 K 个点为中心进行聚类（即先从样本集中随机选取 k 个样本作为簇中心），计算每个数据对象到 K 个初始化聚类中心的距离，将数据对象分到距离聚类中心最近的那个数据集中，当所有数据对象都划分以后，就形成 K 个数据集（即 K 个簇），接下来重新计算每个簇的数据对象的均值，将均值作为新的聚类中心，最后计算每个数据对象到新的 K 个初始化聚类中心的距离，重新划分。每次划分以后，都需要重新计算初始化聚类中心，一直重复这个过程，直到所有数据对象无法更新到其他的数据集中。算法具体流程如下：

- 1) 在样本数据集中随机选取 k 个样本点作为初始聚类中心，记为 $L_i (i=1, 2, \dots, k)$ 。
- 2) 定义损失函数：

$$J(c,L)=\min \sum_{i=1}^M \|X_i-L_{C_i}\|^2, \quad (1)$$

式中： X_i 代表第 i 个样本， C_i 是 X_i 所属的簇， L_{C_i} 代表簇对应的中心点， M 是样本数。

- 3) 令 $t=0, 1, 2, \dots$ 为迭代步数，对于每一个样本 X_i ，将其分配到距离最近的中心：

$$c_i^t < -\operatorname{argmin}_k \|X_i-L_k\|^2. \quad (2)$$

- 4) 对于每一个聚类中心 K ，重新计算该类中心：

$$L_k^{(t+1)} < -\operatorname{argmin}_L \sum_{i:c_i^t} \|X_i-L\|^2. \quad (3)$$

1.2.6 多元线性回归

多元回归分析预测法，是指通过对2个或2个以上的自变量与1个因变量的相关分析，建立预测模型进行预测的方法。当自变量与因变量之间存在线性关系时，称为多元线性回归分析。

设 y 为因变量, x_1, x_2, \dots, x_k 为自变量, 并且自变量与因变量之间为线性关系时, 则多元线性回归模型为:

$$y=b_0+b_1x_1+b_2x_2+\dots+b_kx_k, \quad (4)$$

式中: b_0 为常数项, b_1, b_2, \dots, b_k 为回归系数, b_1 为 x_1, x_2, \dots, x_k 固定时, x_1 为每增加1个单位对 y 的效应, 即 x_1 对 y 的偏回归系数。

1.3 数据处理

试验利用 Excel 和 SPSS 对数据进行统计及分析, 使用 Python、Matlab、FLIR Tools 等软件对图像进行处理并建立模型, 采用 Origin 软件绘图。

2 结果分析与讨论

2.1 核桃树冠层特征图像分割

图6为K-means算法以及常见的Canny边缘检测算法、Otsu算法、EXG算法对原始热红外图像的分割结果。以2023年7月20日样本树热红外图像为例, 核桃树冠层像元与土壤像元对比明显, 经灰度化处理能明显观察到冠层特征区域。Canny边缘检测算法、Otsu算法、EXG算法确定的冠层区域包含绝大部分核桃冠层像元以及部分温度与冠层温度相近的土壤像元, 而K-means算法, 由试验可知, 当 $K=3$ 时, 可在热红外图像中准确剔除冠层区域外的阴影覆盖土壤与阳光直射土壤。

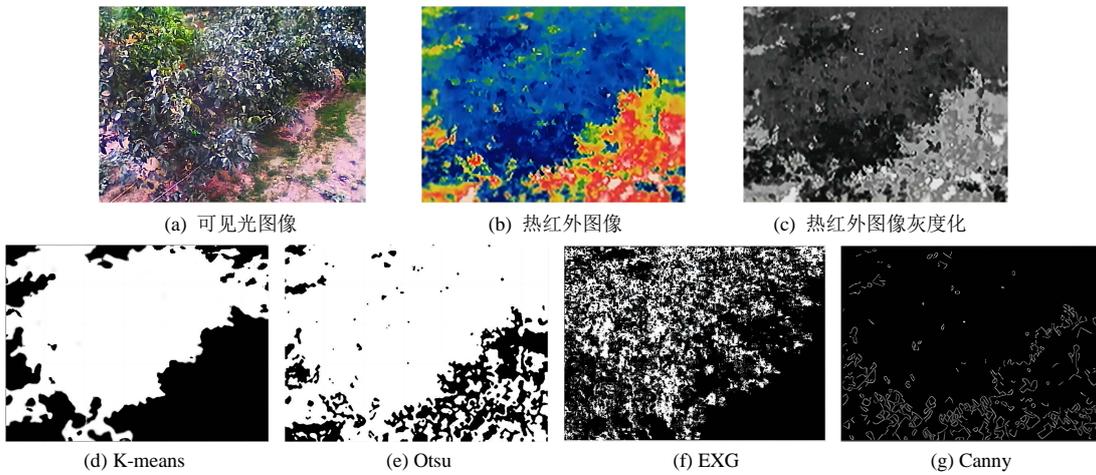


图 6 不同算法分割结果

Fig.6 Segmentation results of different algorithms

上述4种常见分割算法获取热红外图像冠层区域结果如图7所示。由图7可知, K-means算法只保留了绝大部分核桃树冠层区域, 分割效果优于其他3种算法, 而Otsu算法虽然也将核桃树冠层区域顺利分割, 但是依旧会包含较多的土壤背景, 影响冠层温度精度, 但是分割效果优于EXG算法以及Canny边缘分割算法。

图8为对核桃树灌溉前、灌溉后冠层特征区域不明显、冠层特征区域明显的图像分割结果。采用传统K-means算法只针对冠层特征区域明显的热红外图像具有明显的分割效果, 但如图8(a)热红外图像中冠层区域颜色混乱或与如图8(b)土壤像素混杂严重时, 得到的图像边缘分割不清晰, 存在明显的误分、漏分情况。

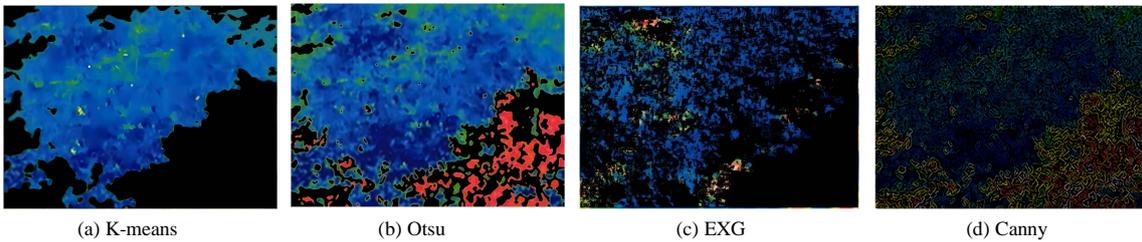


图 7 不同算法冠层区域获取效果

Fig.7 Effect of different algorithms for canopy area acquisition

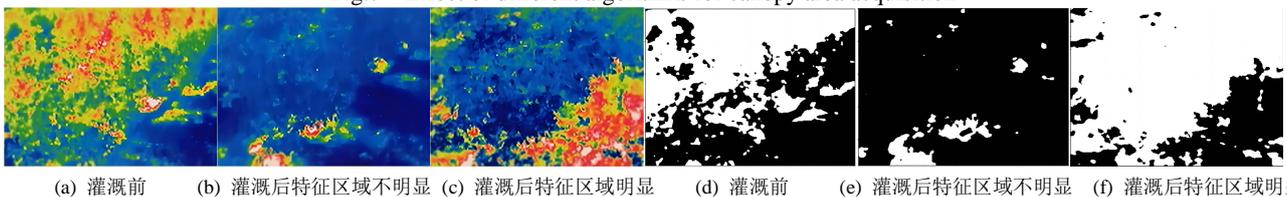


图 8 K-means算法分割结果

Fig.8 The result of the K-means algorithm

与热红外图像相比，相对应的 RGB 图像中核桃树冠层部分与土壤部分颜色区分更加明显，图 9 为 RGB 图像直接分割结果。由图 9 可知，分割 RGB 图像效果要优于直接分割热红外图像，且 K-means 算法与 Otsus 算法分割结果最佳，说明这 2 种算法在分割

具有突出特征的图像时具有良好的分割效果。但是从对核桃冠层 RGB 图像分割情况来看，仍然会有部分土壤像元与冠层像元交叉在一起，影响后续获取冠层温度的精度。

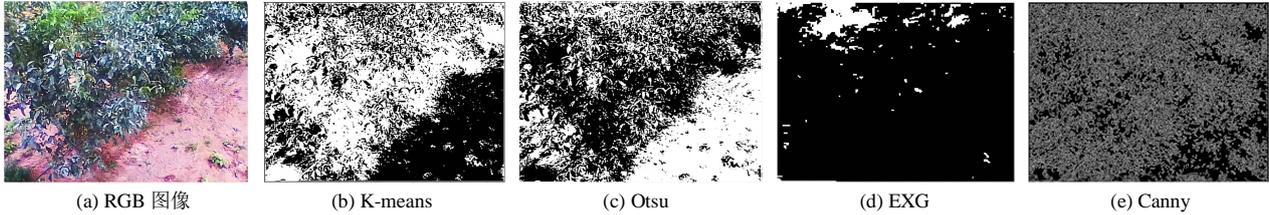


图 9 RGB 图像直接分割效果

Fig.9 RGB image direct segmentation effect

综上所述 K-means 算法无论是分割冠层区域明显的热红外图像，还是对 RGB 图像直接分割都表现出良好的分割性能，但是单一地针对可见光或者热红外图像利用 K-means 算法并不能获得想要的结果。可见增强图像中前景与背景之间的颜色差异程度会有利于图像的分割。

针对传统K-means算法的不足之处，本试验利用 HSV颜色空间可以突出某一颜色特征的特点，将图 10 (a) RGB图像转化为图10 (c) HSV图像并分离图 10 (d) H通道图像，利用K-means算法分割获得图 10 (e) 掩膜图像，利用掩膜图像对热红外图像进行冠层特征区域提取，利用提取图像计算核桃树冠层温度值。

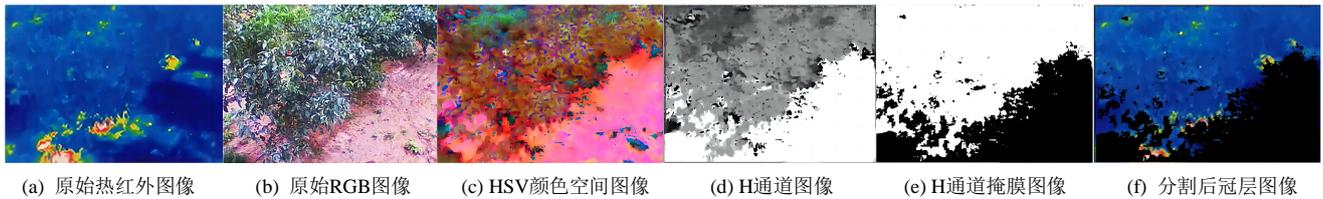


图 10 改进 K-means 算法分割结果

Fig.10 The segmentation results of K-means algorithm are improved

由表2可知，本文改进K-means算法分割核桃树冠层热红外图像的分割准确率和平均分割时间分别为 94.55%和6.32 s，与传统K-means算法相比，分割精度提高，分割时间减少。与传统方法随机选择聚类初始点不同，本文改进算法确定了初始聚类中心点的位置与数量，达到准确快速分割的效果。

热红外图像不能被直接分割处理，且对温度获取影响较为严重。经上述方法提取后的热红外冠层，土壤及其背景已被有效剔除，充分保留了核桃树冠层图像。

表 2 2 种算法分割结果比较

Tab.2 Comparison of the segmentation results of the two algorithms

分割方法	分割准确率/%	平均分割时间/s
传统K-means算法	82.34	18.63
改进K-means算法	94.55	6.32

由图11可知，原始热红外图像背景像素占据绝大多数区域，且温度差异较小的核桃冠层与土壤区域之间像素混杂，不能被清晰的分辨。上述问题使得原始

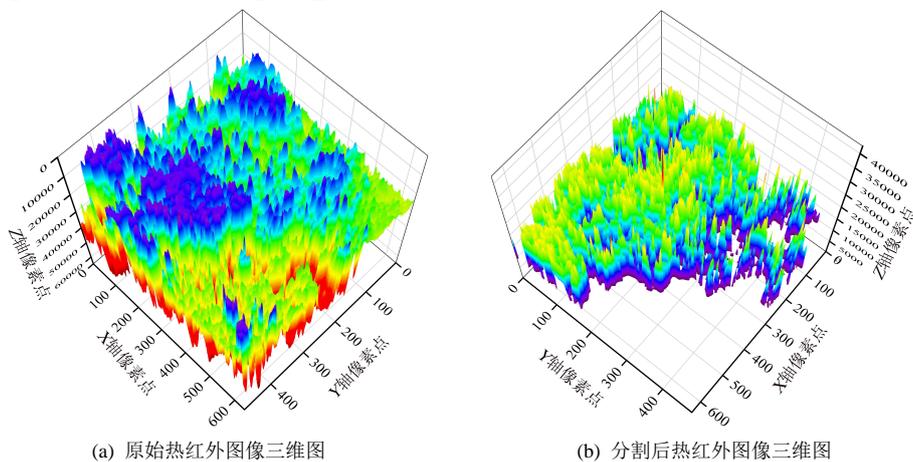


图 11 热红外图像分割前后三维图

Fig.11 Thermal infrared image segmentation before and after three-dimensional map

2.2 核桃树冠层温度及变化特征

由图12 (a) 可知，在观测时间段中， T_c 与 T_{ci} 较为接近，二者误差值为[0, 1]，说明本文所提出的冠层温度具有良好的准确性。由图12 (b) 可知，核桃树冠层温度在一天之中呈单峰变化趋势，从清晨逐渐增大直到14:00左右开始减缓，于16:00前后冠层温度升至最大值并保持相对稳定，并在19:00前后开始下降。

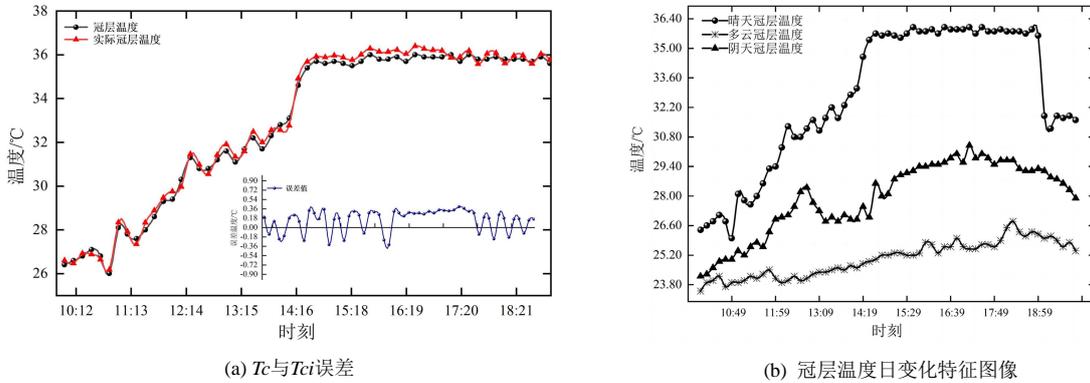


图 12 冠层温度值与冠层温度日变化特征

Fig.12 Canopy temperature values and characteristics of daily changes in canopy temperature

2.3 不同土层土壤含水率

2023年7月中上旬为园区核桃树灌溉时期，充分灌溉前测定35、45、55、65、75 cm土层土壤含水率，并观察各处不同土层土壤含水率在充分灌溉后一周内的变化情况，详见图13，灌溉前距树35 cm处35、45、55、65、75 cm土层土壤含水率均值分别为10.38%、12.50%、13.71%、16.54%、17.34%；距树55 cm处35、45、55、65、75 cm土层土壤含水率均值分别为7.82%、19.22%、19.59%、19.80%、21.34%；距树75 cm处35、45、55、65、75 cm土层土壤含水率均值分别为8.66%、9.45%、13.32%、15.53%、18.21%；距

对比晴天、多云、阴天3组不同天气状况下的核桃树冠层温度日变化特征可知，上述结论适用于不同天气下的核桃林冠层温度变化，且3组天气状况下的最高冠层温度 T_c 表现为晴天>多云>阴天。故新疆核桃树冠层温度日变化特征符合当地天气温度变化情况，与内地最高温度在14:00前后不同，新疆核桃树冠层温度在16:00前后达到最大值，最佳观测时间为14:00—16:00。

树95 cm处35、45、55、65、75 cm土层土壤含水率均值分别为2.92%、4.48%、7.49%、11.78%、12.37%，故土壤含水率随土层深度增加呈增加趋势且变化较为均匀。距树35、95 cm处各土层土壤含水率整体变化较为平缓；距树55、75 cm处各土层土壤含水率整体呈下降趋势，浅层土壤含水率变化较为平稳，45 cm土层以下土壤含水率下降速率随土层深度增加逐渐降低。与距树75 cm处相比，距树55 cm处40~60 cm土层土壤含水率下降率最大为97%。故水平方向50~60 cm、垂直方向40~60 cm处为核桃树主要的吸水区间，其土壤含水率更能反映土壤干旱程度。

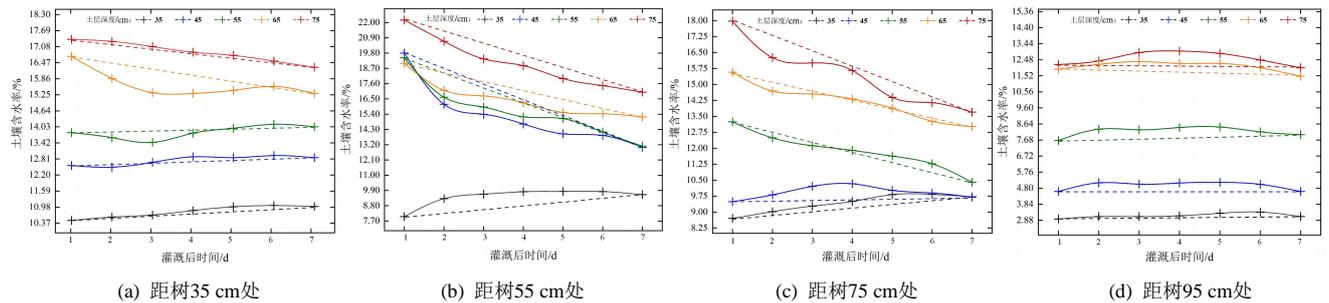


图 13 不同土层土壤含水率

Fig.13 Soil water content in different soil layers

2.4 水分预测模型建立

利用搭建的自动气象观测系统获取园区中影响冠层温度以及土壤含水率的相关因素，包括 T_a 、 RH 、 V 、 lux 、 CD ，并将冠层温度 T_c 作为输入变量。剔除采集数据集中有与土壤含水率不相关或者相关性极小的因素，提高预测精度。采用多元线性回归法对上述变量进行综合评价，筛选出显著性变量作为预测模

型的输入因素，结果见表 3。

由表 3 可知， T_c 、 T_a 、 RH 、 CD 与 SWC 显著线性相关。将不显著变量剔除之后再次分析，结果证明将 T_c 、 T_a 、 RH 、 CD 作为预测模型的输入变量更能保证结果的精确性，建立的回归方程如下：

$$SWC=11.686-0.107T_c+0.208T_a+0.049RH-0.014CD \quad (R^2=0.86, p<0.01). \quad (5)$$

表 3 输入变量相关性评价

Tab.3 Input variable relevance evaluation

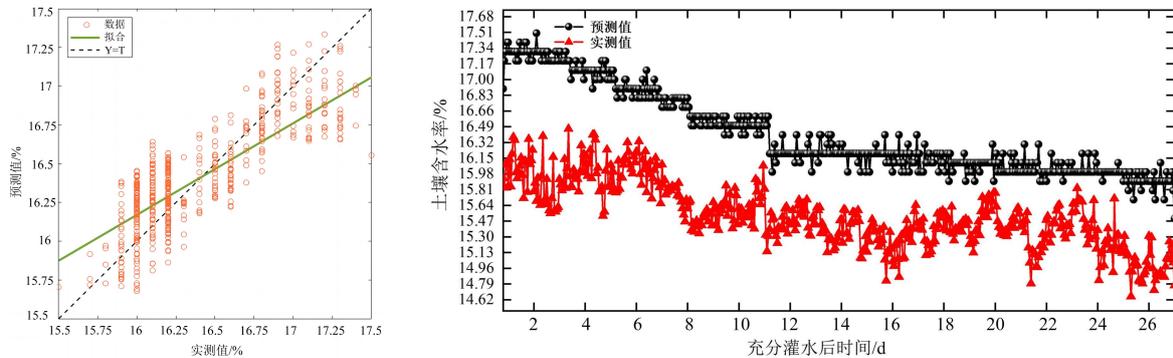
指标	模型常量	T_c	T_a	RH	lux	V	CD
系数	11.686	-0.107**	0.208**	0.049**	2.015×10^{-5}	0.028	-0.014**

注 **表示在 $p < 0.01$ 水平极显著相关。

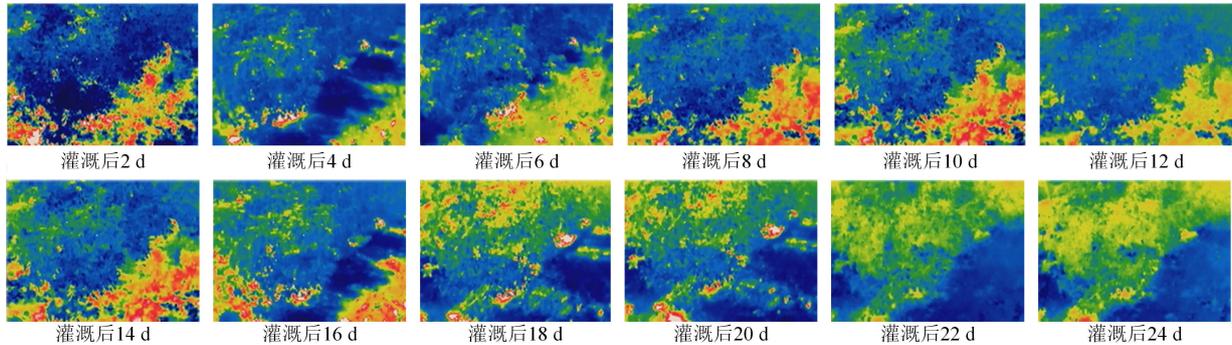
为验证土壤水分预测模型的可靠性,本研究采用 2023 年 8 月份晴朗天气条件下 14:00—16:00 的 SWC 和 T_c 、 T_a 、 RH 、 CD 数据进行验证,详见图 14 (a)。由图 14 (a) 可知, SWC 的预测值与实测值吻合效果较好, R^2 为 0.76, $p < 0.001$ 。

图 14 (c) 为试验园区核桃树充分灌溉后 24 d 内核桃树冠层在午间的热红外图像变化情况,图 14 (b) 为充分灌水后利用水分预测模型获取的土壤含水率与利用传统土壤墒情传感器采集的土壤含水率。在灌溉后 2~8 d 内核桃树冠层颜色较深,呈现蓝色低温状态,说明此时叶片具有充足的水分,间接说明土壤含水率较为充足;随着时间的推移,在灌溉后 10~16 d

内,土壤含水率逐渐减少,热红外图像中冠层部分区域颜色逐渐向浅色变化,说明此时冠层部分区域温度上升。在试验阶段后期土壤含水率变化较为平稳,但相比前期土壤含水率仍呈下降趋势,与灌溉前期冠层低温蓝色相比,后期冠层区域整体表现为浅黄与浅绿色,部分边缘区域呈现高温红色状态,由此可知,冠层热红外图像可以较好地反映园区核桃树土壤含水率的变化状态。与传统土壤含水率测量方式相比,利用冠层温度及其他相关环境变量间接预测的土壤含水率数据整体变化趋势相同,预测的数据更为稳定,整体变化趋势没有较大的波动。

(a) 预测模型 SWC 预测值与实测值的比较

(b) 预测结果与传感器检测结果比较



(c) 充分灌溉后核桃树冠层热红外图像变化情况

图 14 模型预测结果验证

Fig.14 Validation of model prediction results

3 讨论

研究表明,通过将 RGB 图像转化为 HSV 颜色空间更有利于核桃冠层的分割。这是由于 HSV 颜色空间能够非常直观地表达颜色的色调、鲜艳程度和明暗程度,方便进行对比^[29-30]。在 HSV 颜色空间下,比 RGR 更容易跟踪某种颜色的物体,易于分割指定颜色的物体。本文利用改进 K -means 算法得到冠层温度与实际冠层温度的误差在 $0 \sim 1$ $^{\circ}C$, 效果较好。其次冠层温度作为指示土壤水分状态的潜在指标,易受外界因素的

影响。本研究表明,新疆当地核桃树冠层温度在晴天、阴天及多云情况下,都呈单峰增长趋势,这与孙圣等^[20] 研究结果一致。但是与其在 14:00 左右观察结果不同,受新疆当地气候影响,冠层温度在 14:00—16:00 达到最高并逐渐稳定,在 19:00 左右开始降低。因此可以看出冠层温度在农作物上的应用,地域、气候差异都会造成结果差异。将热红外图像拍摄时间定于晴朗天气 14:00—16:00,正是由于该时间段内在新疆地区太阳处于核桃树正上方,可以减少因斜射且产生树荫,

消除大部分干扰因素,且冠层温度达到最高。此外考虑到不同土层深度的土壤含水率存在一定差异,通过挖掘土层,推断出核桃根系密集分布区域,这与Wu等^[31]研究得出核桃根系大部分位于0~60 cm土层中结果一致。本研究发现,在水平方向55 cm,垂直方向40~60 cm土层土壤含水率下降最多为97%。而Patel等^[32]认为冠层气温差取决于土壤水分情况,而30~60 cm土层土壤含水率与其存在较高的相关性。因此利用40~60 cm土层土壤含水率构建土壤水分预测模型更能反映土壤水分状况。经过实际验证,土壤预测模型具有较好的预测结果,该模型可有效诊断核桃园水分状况,为园区水资源的合理配置提供了重要的指导。

该模型虽然具有较小的标准误差,但是仍存在一些问題:①本文对根系分布研究以挖掘观察为主,最佳吸水区间的选取缺乏其他方法对照验证,可以利用土壤水分测定法以及地下水位检测等方式相互印证,结果会更加准确。②本文研究中缺少变量对模型影响的分析,且仅研究了土壤水分与环境因子的关系,对其他相关的影响因子如:蒸散量、田间持水率、植被指数、土壤性质等对土壤水分的影响需进一步分析。

4 结论

1) 改进的 H-Kmeans 分割算法能够有效地去除土壤背景的干扰,提高了分割速度与分割精度。并利用40~60 cm 土层土壤含水率进行模型构建。

2) 建立以土壤含水率为因变量,冠层温度、空气温度、空气湿度与二氧化碳摩尔分数为自变量的土壤水分预测模型,具有较好的拟合精度和预测的可靠性。

(作者声明本文无实际或潜在利益冲突)

参考文献:

- [1] 胡劲红,何迅,谢军,等.我国农业用水与粮食安全[J].湖北农业科学,2013,52(21):5174-5177.
HU Jinhong, HE Xun, XIE Jun, et al. Water use in agriculture and food security of China[J]. Hubei Agricultural Sciences, 2013, 52(21): 5174-5177.
- [2] 陈仲新,任建强,唐华俊,等.农业遥感研究应用进展与展望[J].遥感学报,2016,20(5):748-767.
CHEN Zhongxin, REN Jianqiang, TANG Huajun, et al. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications in China[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 748-767.
- [3] HUANG Jialiang, WANG Shuang, GUO Yuhong, et al. Hysteresis between winter wheat canopy temperature and atmospheric temperature and its driving factors[J]. Plant and Soil, 2022: s11104-022-05509-y.
- [4] TANNER C B. Plant temperatures[J]. Agronomy Journal, 1963, 55(2): 210-211.
- [5] 张文忠,韩亚东,杜宏绢,等.水稻开花期冠层温度与土壤水分及产量结构的关系[J].中国水稻科学,2007,21(1):99-102.
ZHANG Wenzhong, HAN Yadong, DU Hongjuan, et al. Relationship between canopy temperature and soil water content, yield components at flowering stage in rice[J]. Chinese Journal of Rice Science, 2007,

- 21(1): 99-102.
- [6] GIMÉNEZ-GALLEGO J, GONZÁLEZ-TERUEL J D, BLAYA-ROS P J, et al. Automatic crop canopy temperature measurement using a low-cost image-based thermal sensor: Application in a pomegranate orchard under a permanent shade net house[J]. Sensors, 2023, 23(6): 2915.
- [7] DUTTA K, TALUKDAR D, BORA S S. Segmentation of unhealthy leaves in cruciferous crops for early disease detection using vegetative indices and Otsu thresholding of aerial images[J]. Measurement, 2022, 189: 110-118.
- [8] SOETEDJO A, HENDRIARIANTI E. A comparative study of *Vetiveria zizanioides* leaf segmentation techniques using visible, infrared, and thermal camera sensors in an outdoor environment[J]. Applied System Innovation, 2022, 6(1): 1.
- [9] 陈韵宇,王鑫,杨万能,等.干旱处理条件下水稻冠层温度的变化规律探究[J].上海农业学报,2022,38(4):114-121.
CHEN Yunyu, WANG Xin, YANG Wanneng, et al. Study on the variation law of rice canopy temperature under drought treatment[J]. Acta Agriculturae Shanghai, 2022, 38(4): 114-121.
- [10] WEN Dongmei, REN Aixin, JI Tao, et al. Segmentation of thermal infrared images of cucumber leaves using K-means clustering for estimating leaf wetness duration[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2020, 13(3): 161-167.
- [11] 杨帅,陈俊英,周永财,等.无人机热红外遥感反演玉米根域土壤含水率方法研究[J].节水灌溉,2021(3):12-18.
YANG Shuai, CHEN Junying, ZHOU Yongcai, et al. A study on the method of UAV thermal infrared remote sensing to retrieve soil moisture content in corn root zone[J]. Water Saving Irrigation, 2021(3): 12-18.
- [12] ZHAO Wenyi, DONG Xiaohua, WU Zhengping, et al. Using infrared thermal imaging technology to estimate the transpiration rate of citrus trees and evaluate plant water status[J]. Journal of Hydrology, 2022, 615: 128-137.
- [13] SHARMA N, BANERJEE B P, HAYDEN M, et al. An open-source package for thermal and multispectral image analysis for plants in glasshouse[J]. Plants, 2023, 12(2): 317.
- [14] 张智韬,于广多,吴天奎,等.基于无人机遥感影像的玉米冠层温度提取及作物水分胁迫监测[J].农业工程学报,2021,37(23):82-89.
ZHANG Zhitao, YU Guangduo, WU Tiankui, et al. Temperature extraction of maize canopy and crop water stress monitoring based on UAV remote sensing images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(23): 82-89.
- [15] 何婷婷,黄媛,高海荣,等.基于热红外与可见光图像融合的生菜水分胁迫指数模型研究[J].节水灌溉,2023(3):116-122.
HE Tingting, HUANG Yuan, GAO Hairong, et al. Study on water stress index model of lettuce based on fusion of thermal infrared and visible light images[J]. Water Saving Irrigation, 2023(3): 116-122.
- [16] LIU Meng, GUAN Haiou, MA Xiaodan, et al. Recognition method of thermal infrared images of plant canopies based on the characteristic registration of heterogeneous images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 177: 105-116.
- [17] ZHOU Z, MAJEED Y, DIVERRES NARANJO G, 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: 106-119.
- [18] LUAN Yajun, XU Junzeng, LYU Yuping, et al. Improving the performance in crop water deficit diagnosis with canopy temperature spatial distribution information measured by thermal imaging[J]. Agricultural Water Management, 2021, 246: 106-119.
- [19] LACERDA L N, SNIDER J L, COHEN Y, et al. Using UAV-based thermal imagery to detect crop water status variability in cotton[J]. 2022, 2: 100-109.
- [20] 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 Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(16): 89-95.
- [21] TAHERI-GARAVAND A, MEDA V, NADERLOO L. Artificial neural Network-Genetic algorithm modeling for moisture content prediction of savory leaves drying process in different drying conditions[J]. Engineering in Agriculture, Environment and Food, 2018, 11(4): 232-238.
- [22] HUMMEL J W, SUDDUTH K A, HOLLINGER S E. Soil moisture and organic matter prediction of surface and subsurface soils using an NIR soil sensor[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2001, 32(2): 149-165.
- [23] BERTALAN L, HOLB I, PATAKI A, et al. UAV-based multispectral and thermal cameras to predict soil water content: A machine learning approach[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 200: 107-262.
- [24] 周美玲, 张德宁, 王浩, 等. 光学和微波遥感数据联合反演植被覆盖表层土壤含水率[J]. 灌溉排水学报, 2024, 43(1): 45-51.
- ZHOU Meiling, ZHANG Dening, WANG Hao, et al. Inversion of surface soil moisture under vegetated areas based on optical and microwave remote sensing data[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2024, 43(1): 45-51.
- [25] 王科, 李银坤, 郑文刚, 等. 基于主成分分析的温室内水面蒸发量估算模型构建及验证[J]. 灌溉排水学报, 2023, 42(5): 60-66.
- WANG Ke, LI Yinkun, ZHENG Wengang, et al. Construction and validation of a model for estimating surface water evaporation in greenhouse based on principal component analysis[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2023, 42(5): 60-66.
- [26] 林人财, 陈鹤, 张德宁, 等. 基于作物水分胁迫指数的表层土壤含水率遥感估算[J]. 灌溉排水学报, 2023, 42(4): 1-7.
- LIN Rencai, CHEN He, ZHANG Dening, et al. Estimating topsoil water content using crop water stress index and remote sensing technologies[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2023, 42(4): 1-7.
- [27] 李潘, 高敏华, 马利刚. 基于生态优先的干旱区县域国土空间开发适宜性评价: 以新疆叶城县为例[J]. 湖北农业科学, 2023, 62(3): 96-103, 115.
- LI Pan, GAO Minhua, MA Ligang. Suitability evaluation of land space development in arid counties based on ecological priority: Taking Yecheng County in Xinjiang as an example[J]. Hubei Agricultural Sciences, 2023, 62(3): 96-103, 115.
- [28] 迈尔丹江·米吉提. 叶城县水资源开发现状与存在问题分析[J]. 地下水, 2022, 44(5): 227-229.
- [29] 吴焕丽, 崔可旺, 张馨, 等. 基于改进 K-means 图像分割算法的细叶作物覆盖度提取[J]. 农业机械学报, 2019, 50(1): 42-50.
- WU Huanli, CUI Kewang, ZHANG Xin, et al. Improving accuracy of fine leaf crop coverage by improved K-means algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(1): 42-50.
- [30] 董芙楠, 郭辉, 潘江如, 等. 基于改进的 Otsu 法对红花图像分割的研究[J]. 林业机械与木工设备, 2023, 51(8): 68-74.
- DONG Funan, GUO Hui, PAN Jiangru, et al. Study on safflower image segmentation based on an improved color difference model[J]. Forestry Machinery & Woodworking Equipment, 2023, 51(8): 68-74.
- [31] WU Wenjie, TAO Ze, CHEN Guangjie, et al. Phenology determines water use strategies of three economic tree species in the semi-arid Loess Plateau of China[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2022, 312: 108-116.
- [32] PATEL N R, MEHTA A N, SHEKH A M. Canopy temperature and water stress quantification in rainfed pigeonpea (*Cajanus cajan* (L.) Millsp.)[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2001, 109(3): 223-232.

Using thermal infrared imaging to estimate soil moisture dynamics

QIN Chunyu¹, ZHOU Jianping^{1,2*}, XU Yan^{1,2}, DUAN Chunxu¹, CUI Chao¹, ZHANG Huiqi¹

(1. College of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830000, China; 2. Agriculture and Animal Husbandry Robot and Intelligent Equipment Engineering Research Center of Xinjiang Uygur Autonomous Region, Urumqi 830000, China)

Abstract: **【Objective】** Change in soil water content is not only an indicator of water stresses used for irrigation management but also controls biogeochemical processes in soil. In this paper, we study the feasibility of using thermal infrared imaging to estimate soil moisture dynamics. **【Method】** The experiment was conducted in July-August 2023 in a walnut orchard in Xinjiang. Thermal infrared images of the walnut canopy were measured continuously using a thermal infrared camera. Based on the HSV color space of the images, an improved K-means segmentation algorithm was proposed to analyze the change in canopy temperature. We also measured air temperature and humidity, illuminance, wind speed, atmospheric CO₂, and soil water content in the 0-80 cm soil layer, from which we proposed an inversion model to estimate soil water dynamics. **【Result】** The improved K-means algorithm increased the accuracy from 82.34% to 94.55%, and the errors between the canopy temperature acquired from the images and the measured canopy temperature were in the range of 0 to 1.0. The infrared imaging method was most accurate between 14:00 pm to 16:00 pm. Our results showed that the walnut roots were most active in taking up water from the 40-60 cm soil layer 50-60 cm away horizons from the tree trunk. Canopy temperature, air temperature and relative humidity, and atmospheric CO₂ concentration were correlated with soil water content at significant levels; they can thus be used to estimate soil water dynamics, with a coefficient of determination of $R^2=0.86$ and $p<0.01$. **【Conclusion】** The temperature acquired from the infrared images of the walnut canopy can be used with other meteorological data and atmospheric CO₂ concentration to estimate soil water dynamics in the root zone of the walnut. It provides a new method for improving soil water management in walnut orchards in Xinjiang.

Key words: moisture; walnut; canopy temperature; algorithm; soil; model

责任编辑: 白芳芳