

基于无人机遥感的玉米水分利用效率与生物量监测

韩文霆¹ 汤建栋² 张立元³ 牛亚晓³ 王彤华³

(1. 西北农林科技大学水土保持研究所, 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. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 玉米生物量及水分利用效率是反映作物长势和作物品质的重要指标。为实现农业精准管理, 本文以不同水分处理的青贮玉米为研究对象, 探讨无人机多光谱遥感平台结合作物生长模型估测青贮玉米生物量及水分利用效率的可行性。首先, 将基于高时空分辨率无人机多光谱图像估测的关键作物参数蒸腾系数 k_t 输入到简单的水分效率模型中, 来拟合不同水分胁迫处理下玉米水分利用效率 WUE 和标准化水分利用效率 WP^* ; 然后, 采用拟合的 WUE、 WP^* 估算相同水分和不同水分状况下的玉米生物量, 并进行验证; 基于高时空分辨的无人机多光谱遥感图像获取了大田尺度上的 WUE、 WP^* 和生物量的空间分布图。结果表明, 基于无人机多光谱、气象和土壤水分数据计算的实际蒸腾量 $\sum T_{c,adj}$ 和 $\sum k_t k_{sw} k_{st}$ (k_{sw} 、 k_{st} 为环境胁迫因子) 与玉米生物量具有极显著 ($P < 0.001$) 的相关性, 不同水分处理下 WUE 的决定系数 R^2 均不小于 0.92, WP^* 的 R^2 均不小于 0.93。在同一水分胁迫下, 使用拟合的 WUE 和 WP^* 对生物量的估测精度几乎相同, 玉米 V-R4 生育期估测精度较高, WUE 的 RMSE 为 126 g/m², WP^* 的 RMSE 为 91.7 g/m², 一致性指数 d 均为 0.98, 但在 R5-R6 生育期内精度不高。在不同水分胁迫下, 使用 WUE 和 WP^* 估测生物量时, WUE 容易受到水分胁迫影响, 精度较低 (RMSE 为 306 g/m², $d = 0.93$), 而 WP^* 的精度较高 (RMSE 为 195 g/m², $d = 0.97$)。研究表明, 将无人机遥感平台与作物生长模型相结合能够很好地估测大田玉米生物量及水分利用效率。

关键词: 青贮玉米; 生物量; 作物水分利用效率; 作物生长模型; 无人机遥感

中图分类号: S24; S127 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)05-0129-13

OSID:



Maize Water Use Efficiency and Biomass Estimation Based on Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing

HAN Wenting¹ TANG Jiandong² ZHANG Liyuan³ NIU Yaxiao³ WANG Tonghua³

(1. Institute of Soil and Water Conservation, 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. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: Biomass and crop water use efficiency (CWUE) are important indicators to reflect plant growth productivity and quality, and their accurate real-time acquisition is the guarantee to achieve accurate agricultural management. To assess the feasibility of unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing platform combined with water use efficiency growth models to estimate crop biomass and CWUE, the silage maize was employed as the research object. The key crop parameter transpiration coefficient (k_t) estimated based on the multispectral image of the high-resolution space-time UAV was firstly inputted into two simple water efficiency models to fit the WUE and WP^* of the silage maize under different water stress conditions, and then the biomass of silage maize under the same and different water conditions was estimated by the fitted WUE and WP^* values. The results showed that the correlation between the biomass and $\sum T_{c,adj}$ and $\sum k_t k_{sw} k_{st}$ based on the multispectral UAV platform combined with meteorological and soil water content data reached extremely significant level ($P < 0.001$). Under

收稿日期: 2020-07-01 修回日期: 2020-08-02

基金项目: 国家自然科学基金项目(51979233)、杨凌示范区产学研用协同创新重大项目(2018CXY-23)、国家重点研发计划项目(2017YFC0403203)和高等学校学科创新引智计划项目(B12007)

作者简介: 韩文霆(1972—),男,研究员,博士生导师,主要从事农业水信息智能感知与精准灌溉技术研究,E-mail: hanwt2000@126.com

the different stress conditions, the lowest determinant coefficients of fitted WUE and WP^* were 0.92 and 0.93, respectively. Under the same water stress condition, the accuracy of biomass estimation by using the fitted WUE and WP^* values was almost the same, which was shown in the following aspects: in the V-R4 growth period of maize, the accuracy of biomass estimation based on the fitted WUE indicating with RMSE was 126 g/m^2 , d was 0.98, the accuracy of biomass estimation based on the fitted WP^* indicating with RMSE was 91.7 g/m^2 , d was 0.98, but the accuracy was not high in the R5-R6 growth period. When WUE and WP^* values were used to estimate biomass under different water stress conditions, WUE was susceptible to water stress with low accuracy (RMSE was 306 g/m^2 , d was 0.93), while WP^* had higher accuracy (RMSE was 195 g/m^2 , d was 0.97). At the same time, the spatial distribution maps of WUE, WP^* and biomass on the field scale were obtained based on the multispectral remote sensing image of UAV. Overall, the combination of UAV remote sensing platform and crop growth model can well estimate the field silage maize biomass and water use efficiency.

Key words: silage maize; biomass; crop water use efficiency; crop growth model; unmanned aerial vehicle remote sensing

0 引言

青贮玉米是指在籽粒蜡熟期后可全株收获制作成青贮饲料的玉米品种,是目前用于饲料的主要玉米品种,在我国农业畜牧业发展和生态建设中具有重要作用^[1]。地上生物量是指植物组织地面以上部分的质量,由植物进行光合作用的干物质积累形成,是反映青贮玉米长势、预测产量和收益^[2]以及评价农作区生态状况的重要指标。内蒙古地区是我国青贮玉米的主要种植地,该地区处于典型的干旱半干旱气候区,其农业发展在很大程度上依赖于水资源的开发利用,存在水资源短缺、利用率低和农业水资源管理落后等问题^[3],严重制约了当地农业的可持续发展。对于干旱半干旱地区青贮玉米生物量及其水分利用状况进行快速、准确的评估可以为农业生产提供管理调控的科学依据,对精准农业生产和水资源高效利用具有重要意义。

传统的生物量和作物水分利用效率估测方法有田间采样法和作物模型模拟法。田间采样法需要破坏性取样,该方法耗时、耗力,且很难获得详细的作物生长时空分布状况^[4];作物模型模拟法则需要通过大量的野外观测数据对模型进行参数校正,如土壤特性、作物参数和气象数据等^[5]。随着科技的发展,卫星遥感估测技术已成为大面积作物长势和农情监测重要的研究手段。其中,将卫星遥感数据与作物生长模型相结合来估测作物生物量和水分利用状况是一种主要方法^[6-7]。文献[8]结合卫星遥感数据与双作物系数模型估算了玉米和甜菜的蒸散发(Evapotranspiration, ET),再通过实测的产量数据估算作物水分利用效率(Crop water use efficiency, CWUE)。虽然卫星遥感数据与辐射传输、作物生长和土壤水分平衡模型的集成已被广泛用于区域和田间尺度的生物量和作物水分利用效率制图^[9],但卫

星遥感存在重访周期较长、时间分辨率较低的缺陷,而作物模型对遥感数据的观测时间、空间密度以及反演参数的精度要求较高,这些因素会直接影响田块尺度上作物生长模拟的精度^[10]。无人机遥感平台具有高频、迅捷、低成本、高空间分辨率、受天气影响小等特点,在农田信息精准监测方面具有良好的应用前景^[11-14]。

研究表明,利用无人机遥感技术能够很好地反演多种作物生物量^[15-17],但目前主要还是通过回归分析建立经验模型来估测作物生物量^[18-19]。这些研究均以数据为驱动,而无法从作物的生长发育机制来解释^[20]和分析作物整个生长过程的水分利用状况。目前,研究重点主要是评估相关的作物生长性状,即通过光谱指数分析不同生长条件下的植物水分状况。比如,文献[21]使用无人机平台结合能量平衡模型与光能利用效率模型估测了柳树的瞬时净辐射、蒸散发、作物总初级生产力、光能利用效率和水分利用效率。但此研究描述的是在单一时间点上的作物水分利用状态,而作物的水分消耗是一个随时变化的过程^[9]。因此,将基于作物生长过程的模拟模型与反映作物生长状况的光谱特征相结合会更好地表达作物生长和水分消耗的本质^[22]。

目前,将无人机遥感平台与作物模型相结合估算田间作物生物量及水分利用效率的研究较少。通常,用于常规无人机系统监测生物量和水分利用效率的模型应该易于操作、所需参数有限且容易获取。AquaCrop模型^[23]是一个不断改进更新、以水分为驱动的作物生长模型,文献[24]将卫星遥感数据输入基于AquaCrop简化的水分利用效率模型中,用来估算作物水分生产力和生物量。通过无人机遥感平台与作物生长模型的集成可以更好地发挥两者优势,对提高田间尺度上作物生长参数的模拟精度、促进无人机遥感平台在精准农业中的应用具有重要意

义^[25]。

鉴于以上研究现状和存在问题,本文利用无人机遥感平台获取不同生育期大田玉米冠层高分辨率多光谱遥感影像,结合当地气象数据和土壤水分数据,将其整合输入简单的作物水分利用效率模型中,并获取大田玉米水分利用效率与生物量的空间分布,研究分析本文方法在不同水分胁迫下的响应,以期为干旱和半干旱地区农田作物水分利用和灌溉管理提供理论依据和技术支持。

1 材料与方法

1.1 试验地概况

试验于2018年在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)开展,该区域属于典型温带大陆性气候。试验地土壤为砂壤土,0~120 cm平均田间持水率为13%(体积含水率),凋萎系数为5.6%,土壤容重为1.56 cm³^[26]。试验玉米品种为“钧凯918”,试验田为半径约60 m的圆形地块(图1),出苗日期5月18日,收获日期为9月8日。其中玉米播种行距为0.58 m,株距0.25 m,行向由东至西,采用中心轴式喷灌机进行灌溉。

试验区设置5个水分处理区,每个水分处理区下设置3个6 m×6 m的采样区,也是3个重复区,共15个小区(图1)。对扇形区域TRT1进行充分灌溉(田间持水率的95%),对其他4个区分别以TRT1处理区的不同百分比进行不同梯度的水分胁迫

处理,具体水分处理及生育期内降雨及灌溉情况见表1(如TRT3的3个生育期灌溉处理(40/100/80)分别为TRT1的40%、100%、80%)。其中玉米所处的生育期阶段是按照“叶龄法”^[26]进行划分,分别为营养生长期(Vegetative stage,V期)、生殖生长期(Reproductive stage,R期)和成熟期(Maturation stage,M期),营养生长期是根据发育完全的叶片的数量来确定的,生殖生长期(R期)是从玉米抽穗至谷粒成熟,R4-R6也为玉米的成熟期。本试验进行水分胁迫处理时间为:V7期开始至整个生殖生长期和成熟期。实际灌溉量和降雨量分别通过安装在喷灌机上的流量计(MIK2000H型)和试验地相邻的标准气象站采集。各区其他管理措施除灌溉量外完全相同。

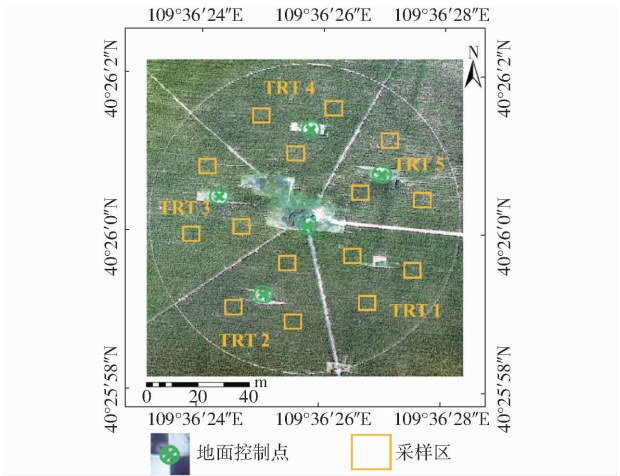


图1 试验地概况

Fig.1 Experimental site overview

表1 不同玉米生育期各个处理区灌溉处理和降雨量情况

处理区	营养生长期(V7-VT期)		生殖期(R1-R3期)		成熟期(R4-R6期)	
	灌溉量	降雨量	灌溉量	降雨量	灌溉量	降雨量
TRT1(100/100/100)	106	84	44	86	0	58
TRT2(65/100/65)	89	84	44	86	0	58
TRT3(40/100/80)	78	84	44	86	0	58
TRT4(65/65/65)	92	84	11	86	0	58
TRT5(40/100/40)	68	84	44	86	0	58

1.2 无人机系统与影像数据采集

数据采集采用自主研发的无人机多光谱影像采集系统,如图2所示。该系统采用开源飞控PIXHAWK,经纬M600型机架,搭载RedEdge型多光谱相机(MicaSense,USA),该相机具有5个波长的光谱采集通道:475 nm(蓝光,B)、560 nm(绿光,G)、668 nm(红光,R)、717 nm(红边,RE)、840 nm(近红外,NIR),且配有光强传感器和固定反射率校正板(Group VIII),无人机系统参数可参照文献^[25]。

在玉米生育期(V-R6)进行影像采集,间隔为5~7 d。采集时间选定当天11:00—13:00,此时天气晴朗、阳光强度稳定、无云且风力较小。无人机飞行高度为70 m,多光谱相机镜头垂直向下,地面分辨率为4.77 cm/像素。每次都采用固定航线飞行,航向和旁向重叠度均为85%。每次采集后的无人机影像采用Pix4DMapper软件(Pix4DInc.,Switzerland, <https://www.pix4d.com/>)进行拼接。主要拼接过程为:导入图像和地面控制点坐标,生成

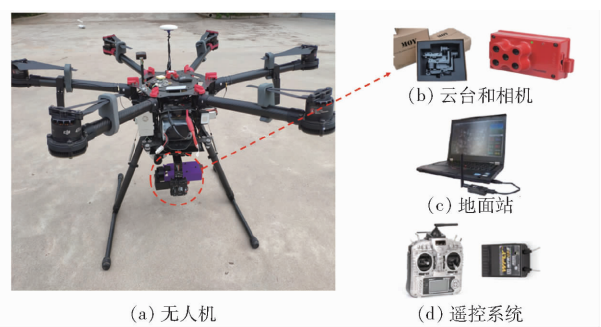


图2 无人机多光谱影像采集系统

Fig.2 UAV multispectral images acquisition system

点云,辐射校正,生成数字表面模型、正射影像及归一化植被指数^[27] (Normalized differential vegetation index,NDVI)分布图。使用15个样区的shp文件利用R语言程序(R-3.5.1, <https://www.r-project.org/>)对植被指数分布图进行批量化裁剪,提取各样区的植被指数。

1.3 地面数据获取

(1)气象站数据采集:农业气象站由河北省清易电子科技有限公司组装和调试,位于距离试验区1 km处,其下垫面为苜蓿,高度保持在12 cm左右。监测参数包括空气温度(Air temperature, Ta)、相对湿度(Relative humidity, RH)、2 m处风速(u2)、太阳净辐射(Netsolar radiation, Rn)和降雨量(Precipitation, P),除降雨量外,每间隔30 min采集一次数据。

(2)土壤含水率数据采集:采用干燥法测量试验区玉米根系的土壤含水率。从V7期开始,大约每隔7 d在每一个采样区中心位置采集一次土样,并在灌溉前后和有效降雨后进行加测。取土深度分别为10、20、30、45、60、90、120 cm,将7个不同深度土层的土壤含水率取平均值,代表6 m×6 m采样区土壤含水率的均值,并采用线性插值法对土壤含水率进行处理,得到各样区土壤含水率的逐日数据序列。

(3)地上部玉米干生物量数据采集:在无人机光谱数据采集完后,在采样区内随机选取一个0.5 m×0.5 m的区域进行地上玉米生物量的采集。将玉米从茎基部剪下,获得完整的冠部,编号分装好后放入干燥箱内,在105℃下杀青2 h,恒温(80℃)干燥至恒质量后称量。称量时采用精度为0.01 g的电子天平,获取采样区的地上部玉米干生物量。

1.4 基于无人机遥感的水分利用效率与生物量估算方法

1.4.1 基于生物量的水分利用效率及标准化水分利用效率模型

植物生长和生物量积累是光合作用过程中CO₂

同化和水分通过植物气孔的蒸腾交换的结果,其中所需的能量由太阳辐射提供^[28]。考虑到这一过程的生理基础,生长模拟的经典方法包括将蒸腾的水分转换为生物量的效率,这种经典的模型被称为水利用效率(Water use efficiency, WUE)模型,是许多作物模型的基础^[29]。WUE表示作物单位水分消耗获得的干生物量,生物量是实际蒸腾量 $T_{c,adj}$ 时间积分与WUE乘积的结果^[30],即

$$m_{Bio} = WUE \int_{t_0}^t T_{c,adj} dt \tag{1}$$

式中 m_{Bio} —— $t_0 \sim t$ 时间段内增长的地上部干生物量, g/m²
 t_0 ——出苗日期
 t ——生物量获取日期
 WUE ——作物水分利用效率, kg/m³

由于WUE容易受不同的区域、年份和管理措施等的影响而产生差异,文献[31]指出,针对不同气候环境下的蒸发需求,需要进行标准化处理。已有许多研究使用饱和气压差(Vapor pressure deficit, VPD)和参考蒸发蒸腾量(Reference evapotranspiration, ET₀)来进行标准化处理,在联合国粮农组织发布的AquaCrop模型中认为针对气候差异使用ET₀是最佳水分利用效率标准化方法^[23,32]。据此提出了标准化水分利用效率(Normalization of water productivity, WP*)的计算模型^[33]。文献[34]研究表明,在内蒙古地区多变的气候条件下,WP*是一个比WUE更为稳定评估作物生产力和生长速率的参数。

$$m_{Bio} = WP^* \int_{t_0}^t \frac{T_{c,adj}}{ET_0} dt \tag{2}$$

其中 $T_{c,adj} = k_t k_{st} k_{sw} ET_0$ $\tag{3}$
式中 WP^* ——标准化水分利用效率, g/m²
 k_t ——蒸腾系数
 k_{st} ——温度胁迫系数
 k_{sw} ——水分胁迫系数

1.4.2 无人机遥感平台与水分利用效率模型的结合

水分利用效率与生物量关系的核心参数是随时间变化的蒸腾量 $T_{c,adj}$ 。 $T_{c,adj}$ 又由蒸腾系数 k_t 决定,而基于传统的方法很难获取大面积农田上连续的作物蒸腾系数 k_t ,因无人机遥感平台可以获得高时空分辨率的作物冠层信息,为获取 k_t 信息提供新的思路。研究表明,通过基于植被指数经验模型可以很好地估测作物蒸腾系数,提供田间尺度上详细连续的 k_t 分布^[35]。文献[8]提出了可以适用于不同气候条件下的、基于归一化植被指数NDVI的蒸腾系数计算模型

$$k_t = k_{t,max} \left[1 - \left(\frac{NDVI_{max} - NDVI}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \right)^\alpha \right] \quad (4)$$

式中 $k_{t,max}$ ——作物达到完全覆盖时的最大蒸腾系数

$NDVI_{max}$ ——作物达到全覆盖时最大 NDVI

$NDVI_{min}$ ——裸土状态下 NDVI^[27]

α ——模型经验系数

为实现上述计算方法,本研究实测的 $NDVI_{max}$ 、 $NDVI_{min}$ 分别为 0.82、0.14;根据 FAO-56 作物需水量计算手册^[36]中双作物系数计算 $k_{t,max}$,目前在中国利用双作物系数法估算和区分灌溉条件下农田蒸腾和蒸发量的研究较多^[37],通过 FAO-56 提供的计算公式,使用气象与作物参数数据,可以计算得到 $k_{t,max}$ 为 1.2;本研究采用简单线性模型,因此 α 取 1。代入式(4)得

$$k_t = 1.8NDVI - 0.25 \quad (5)$$

通过 2 个水分利用效率模型和无人机遥感植被指数 NDVI 之间关系的描述,本研究基于无人机遥

感结合水分利用效率模型估算大田青贮玉米水分利用效率及生物量的流程如图 3 所示。具体流程为:①通过无人机遥感平台获取玉米各个生育期不同日期整个地块的 NDVI 分布。②通过式(4)、(5)获取整个地块的蒸腾系数 k_t ,通过时间线性插值获取整个生育期内每天的 k_t 分布图。③结合每天的气象数据和土壤水分数据得到校正系数 k_{st} 、 k_{sw} 和 ET_0 ,即可通过式(3)获得整个生育期玉米不同时期各个处理区 $\sum k_t k_{sw} k_{st}$ 和 $\sum T_{c,adj}$ 分布。④使用实测的生物量数据通过式(1)即可计算每个处理区下的 WUE 和 WP^* 分布。虽然已有很多研究计算过玉米的 WUE,但是 WUE 随环境的易变性和 WP^* 数据的稀缺性,需要在当地对其进行校正^[35]。⑤基于以上步骤,同样可以计算各小样区的 WUE 和 WP^* 经验值,然后采用 WUE 和 WP^* 经验值进行生物量的估算并验证,从而获取整个处理区的生物量分布图。

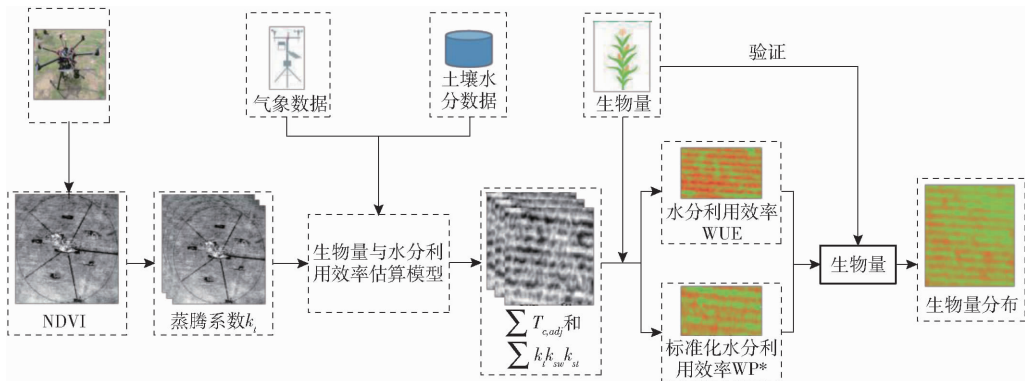


图 3 基于无人机遥感平台与水分利用效率模型估算 WUE、 WP^* 、生物量流程图

Fig. 3 Flow chart of WUE, WP^* and biomass estimation based on integration between UAV remote sensing platform and simplified water use efficiency model

1.4.3 环境胁迫因子 k_{st} 、 k_{sw} 计算

以上 k_t 表示的是标准状况下没有胁迫状况的作物蒸腾系数,而实际的作物生长会在不同的环境、管理措施下偏离正常的生长。本文根据 FAO-66 手册,将温度胁迫系数 k_{st} 和水分胁迫系数 k_{sw} 计入模型中。

温度胁迫系数 k_{st} 在 0~1 之间,0 表示温度太低不能满足作物生长,大于 0 小于 1 表示由于受作物生长所需热量不能完全满足,作物蒸腾量只能部分转换为作物生物量,1 表示作物生长所需热量能完全满足,作物蒸腾量可全部转换为作物生物量^[38]。本文采用文献[39]提出的计算方法计算 k_{st} 。

$$S_{relT} = \frac{T_0 - T_m}{T_0 - T_b} \quad (6)$$

式中 S_{relT} ——相对水分胁迫水平

T_0 ——玉米最适宜生长的温度,℃

T_b ——不能满足玉米生长的临界温度,℃

T_m ——实测的日平均气温,℃

根据文献[39]: T_0 、 T_b 分别取 30、8℃。当 $T_m > T_0$ 时, $k_{st} = 1$; 当 $T_m \leq T_0$ 时, k_{st} 计算式为

$$k_{st} = \frac{S_n S_x}{S_n + (S_x - S_n) e^{-r(1 - S_{relT})}} \quad (7)$$

式中 S_n —— k_{st} 上限,取 1

S_x —— k_{st} 下限,取 0.001

r ——速率因子,取 15^[40]

由于本试验设置了不同的水分胁迫处理,同时存在未及时灌溉的情况,玉米会产生水分胁迫。土壤根系层低于作物适宜生长的含水率时会产生水分胁迫,影响作物生物量累积。水分胁迫系数计算式为^[41]

$$k_{sw} = \begin{cases} 1 & (\theta \geq \theta_j) \\ \frac{\theta - \theta_{wp}}{\theta_j - \theta_{wp}} = \frac{\theta - \theta_{wp}}{(1-p)(\theta_{fc} - \theta_{wp})} & (\theta_{wp} < \theta < \theta_j) \end{cases} \quad (8)$$

式中 θ ——作物根系层土壤含水率, %
 θ_{fc} ——田间持水率(体积含水率), 取 13%^[26]
 θ_{wp} ——凋萎系数(体积含水率), 取 5.6%^[26]
 θ_j ——适宜土壤含水率, 取 8.9%
 p ——发生水分胁迫之前根系中所消耗水量与土壤总有效水量的比值, 取 0.55

1.5 精度评价及方法验证

为验证不同水分处理下本文方法的适用性, 将 TRT1、TRT2 和 TRT4 每个处理区中的 2 个小样区(2 小样区各参数平均值)作为水分利用效率模型建立区, 将 TRT1、TRT2 和 TRT4 处理区剩余的一个小样区和 TRT3 和 TRT5 区平均值分别作为验证数据集。采用决定系数 R^2 、均方根误差(Normalized root mean square error, RMSE)、一致性指数 d (Index of agreement)3 个指标进行精度评价。一致性指数越大表示监测值与预测值的一致性程度越高, 其计算式为

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|P_i - \bar{O}| + |O_i - \bar{O}|)^2} \quad (9)$$

式中 O_i ——实测值 $\bar{O}$ ——平均值
 P_i ——预测值 n ——样本数量

2 结果分析

2.1 玉米不同生育期的基础气象数据与作物参数变化

2018 年玉米生育期参考蒸发蒸腾量 ET_0 、降雨量和灌溉量的变化过程见图 4。 ET_0 整体呈下降趋势, 其中 5 月末至 6 月初呈波动增大趋势, 而在 7—9 月初呈减小趋势, 青贮玉米整个生育期 ET_0 为 554 mm。青贮玉米主要降雨量集中在 7 月玉米营养生长期的后期, 在降雨量不足时进行补充灌溉。灌溉量主要集中于玉米生育期前期, 不同处理区灌溉量在 V7 期之前一致, 从 V7—R6 期按 TRT1 的不同百分比进行灌溉(表 1)。

图 5 为 TRT1、TRT2 和 TRT4 处理区青贮玉米土壤含水率变化曲线。本试验从 V7 期开始(图 5 中绿色虚线处)进行水分胁迫处理, 在水分胁迫处理前各试验区的降雨灌溉量一致, 但由于存在不同处理区间的土壤异质性, TRT2 在进行水分处理前和进行水分处理后期某些时间段含水率大于 TRT1 和

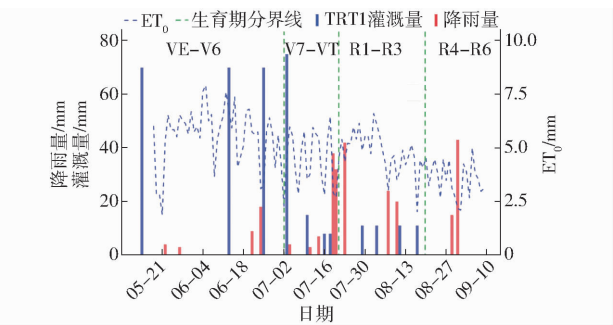


图 4 试验区玉米生育期内参考蒸发蒸腾量 ET_0 、降雨量及 TRT1 处理区灌溉量
Fig. 4 Seasonal variations of reference evapotranspiration (ET_0) precipitation and irrigation events during maize growing seasons in 2018

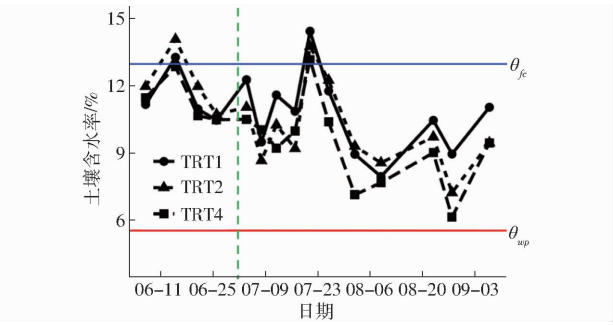


图 5 TRT1、TRT2 和 TRT4 处理区青贮玉米土壤含水率变化曲线
Fig. 5 Soil water content curves of silage maize in treatment zones of TRT1, TRT2 and TRT4

TRT4 处理区, 但在水分胁迫处理后大部分生育期各处理区的土壤含水率与灌溉梯度一致, 从大到小依次为 TRT1、TRT2、TRT4。

图 6 为玉米生育期内的地上部干生物量的变化趋势。本试验从 2018 年 6 月 19 日, V6 初期开始采集生物量数据, 随着时间推移而逐渐增大, 大约至 R5(蜡熟期)末期, 玉米的地上部干生物量基本不再增加。因为在蜡熟期后期, 干物质累积过程结束, 干生物量达到最大值。不同水分处理下的干生物量增长趋势也不同, 总体上 TRT1 区的生物量高于其余 2

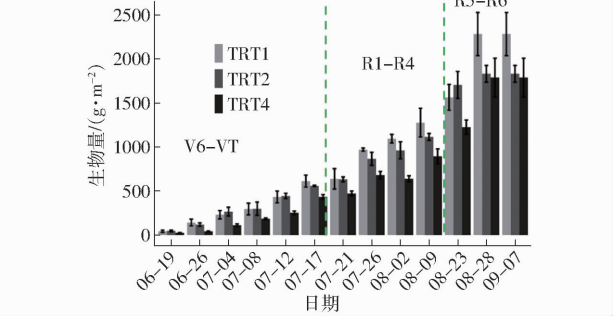


图 6 TRT1、TRT2 和 TRT4 处理区青贮玉米地上部干生物量变化趋势
Fig. 6 Variation of silage maize above ground dry biomass in treatment zones of TRT1, TRT2 and TRT4

个处理区。在不同的水分胁迫处理下,相比于 TRT1 处理区,TRT2 和 TRT4 两处理区最终的累积干生物量分别减少 20% 和 22%。

图 7 为玉米生育期内冠层植被指数 NDVI 的变化曲线。在所有的 16 次测量中,3 个处理区的 NDVI 都呈现出先缓慢增长 (V2 - V5),快速增长 (V6 - VT),平缓不再增长 (R1 - R4) 到逐渐减少 (R5 - R6) 的变化趋势。NDVI 主要与作物的覆盖度有关,由于在 V6 - VT 期,玉米的叶片发育迅速,因此玉米的覆盖度和冠层 NDVI 快速增长。VT 期的玉米达到全覆盖,NDVI 达到最大值 (约为 0.82) 且基本不再增长。在 R5 - R6 期玉米的叶片开始部分枯萎发黄和脱落,导致覆盖度和 NDVI 减小。且从图 7 可知 NDVI 对水分胁迫响应明显,3 个处理区的 NDVI 在不同的水分胁迫状况下具有明显的梯度。

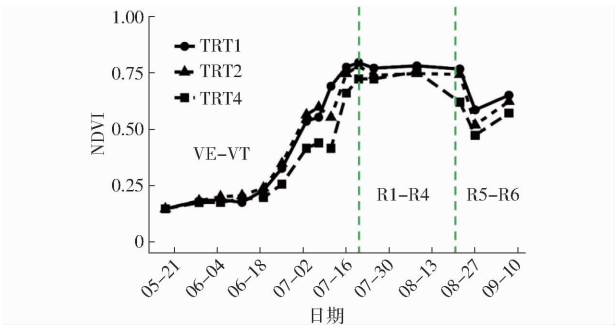


图 7 TRT1、TRT2 和 TRT4 处理区青贮玉米 NDVI 变化曲线
Fig. 7 Curves of silage maize NDVI in treatment zones of TRT1, TRT2 and TRT4

2.2 水分胁迫系数和温度胁迫系数

图 8a 为 TRT1、TRT2 和 TRT4 处理区通过对土壤含水率插值的水分胁迫系数 k_{sw} 计算结果,水分处理从 V7 期开始,之前生育期都为充分灌溉,且灌溉频率高, k_{sw} 为 1。由于青贮玉米在 VT - R6 生育期内不同处理区间存在不同水分处理,具有不同的胁迫梯度,具体表现为:在 V7 - VT 期,TRT1、TRT2 和 TRT4 处理区平均 k_{sw} 分别为 1.00、0.97 和 1.00;在 R1 - R3 期分别为 0.93、0.90 和 0.83;在 R4 - R6 期分别为 0.94、0.72 和 0.69。虽然 TRT1 区是按照 100% 进行灌溉,但可能由于采样点土质等其他原因也出现了较长时期的水分胁迫。同时,由于 V7 - VT 期灌溉降雨量较多 (图 4),3 个处理区 k_{sw} 差异不大,都基本不存在水分胁迫状况。

图 8b 为玉米生育期每天的平均气温与相应温度胁迫系数 k_{st} ,在温度影响下 k_{st} 整体表现为生育期前期和末期小,6、7、8 月这 3 个月值大,有利于玉米生长,也是玉米的主要生长期。由于 5 月下旬和 9 月上旬昼夜温差大且日间温度相对较低导致一天平均温度过低,导致 k_{st} 很小,一部分时间甚至接近于

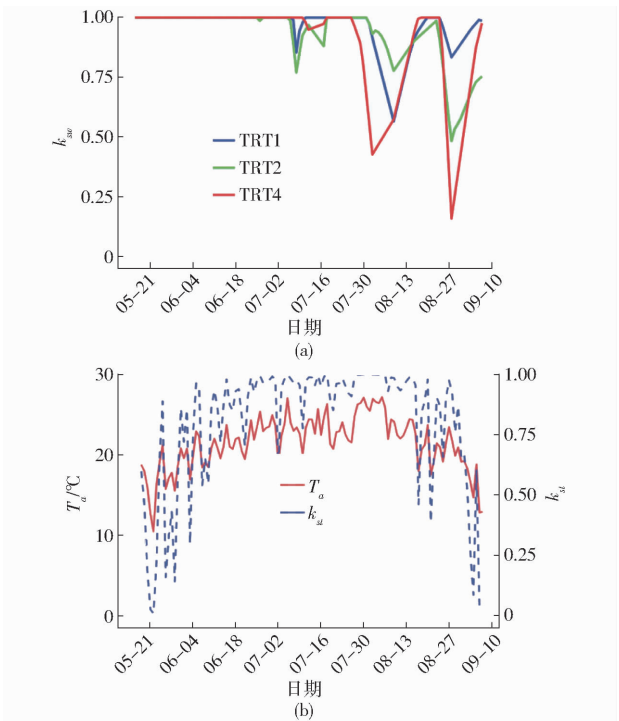


图 8 TRT1、TRT2 和 TRT4 处理区生育期内的水分胁迫系数 k_{sw} 和生育期内的空气温度 T_a 、温度胁迫系数 k_{st} 的变化曲线
Fig. 8 Curves of k_{sw} , air temperature T_a and k_{st} in treatment zones of TRT1, TRT2 and TRT 4

0,整个生育期的 k_{st} 平均值为 0.78,说明当地气候对于玉米生物量累积具有较大的影响。

2.3 水分利用效率 (WUE)

图 9 为各区根据实测的各生育期地上部干生物量与相对应日期基于光谱数据计算的玉米生育期内实际蒸腾量 ($\sum T_{c,adj}$) 拟合结果;结果表明不同水分处理下生物量与蒸腾量 ($\sum T_{c,adj}$) 之间具有极显著的正相关关系 ($P < 0.001$),决定系数 R^2 分别为 0.92、0.95 和 0.93。但从图 9 中可以看出,在玉米的生育期后期 (R5、R6),相关性明显较低。在不同的水分处理下,TRT1、TRT2 和 TRT4 3 个处理区整个生育期的蒸腾量分别为 257、253、183 mm。在水分效率分析中线性关系的截距与 0 没有区别,因此将斜率作为 WUE^[24,35],TRT1、TRT2 和 TRT4 处理区的水分利用效率分别为 7.4、6.9、7.9 kg/m³。不同水分处理下的 WUE 没有明显的趋势,TRT4 处理区虽然具有较高的 WUE,但其生物量没有 TRT1 和 TRT2 处理区高,TRT1 处理区的生物量最高且有较高的 WUE。

图 10 为各区根据实测的收获时地上部干生物量与基于光谱数据的玉米生育期总的实际蒸腾量 $\sum T_{c,adj}$ 通过式 (1) 计算获取的不同水分处理区 (TRT1、TRT2 和 TRT4) 的 WUE 分布图,具体处理步骤见 1.4.2 节流程图及其说明。由表 2 可知,3 个

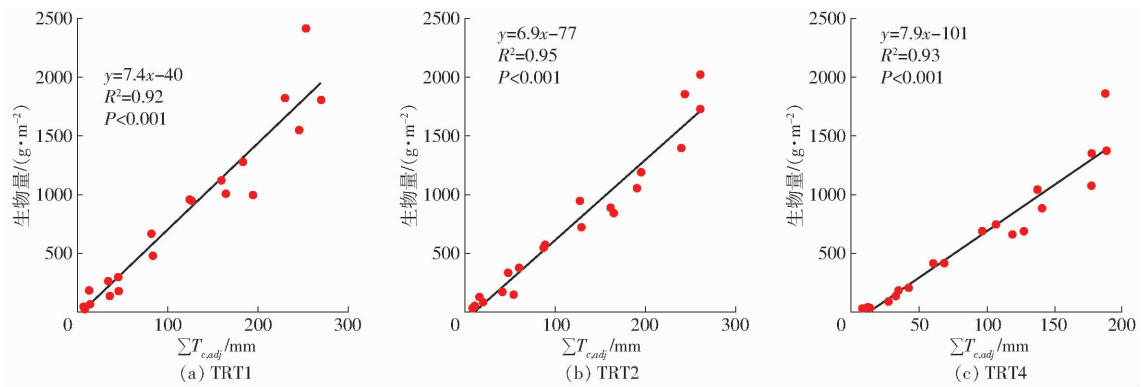


图 9 TRT1、TRT2 和 TRT4 实测的地上部干生物量与基于多光谱数据计算的实际蒸腾量 ($\sum T_{c,adj}$) 拟合关系曲线

Fig.9 Correlation curves of accumulate transpiration ($\sum T_{c,adj}$) based on UAV multispectral images with measured above ground dry biomass for TRT1, TRT2 and TRT4

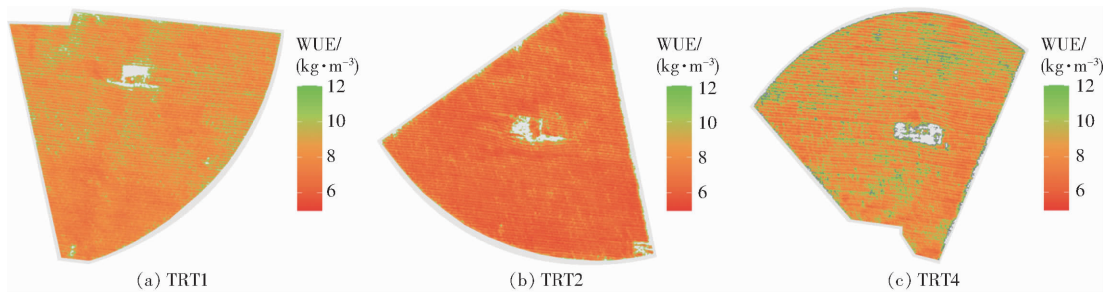


图 10 TRT1、TRT2 和 TRT4 青贮玉米整个生育期水分利用效率(WUE)分布图

Fig. 10 Distribution of silage maize WUE in whole growth period of TRT1, TRT2 and TRT4

表 2 处理区 TRT1、TRT2 和 TRT4 WUE 分布统计参数

Tab.2 Statistical parameters of WUE distribution for TRT1, TRT2 and TRT4

处理区	平均值/($\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$)	标准差/($\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$)	变异系数/%
TRT1	7.6	0.84	10.2
TRT2	6.7	0.85	12.6
TRT4	8.6	1.48	17.2

处理区 TRT1、TRT2、TRT4 WUE 均值分别为 7.6、6.7、8.6 kg/m^3 ，其中 TRT1、TRT2 WUE 平均值与图 9 中拟合的结果相近，而水分胁迫更严重的 TRT4 较之于 TRT1、TRT2 表现出了很大的差异。WUE 平均值随着水分胁迫并没有明确的变化趋势，但是随

着水分胁迫的增加，WUE 空间变异性呈现出增长的趋势。如表 2 所示，TRT1、TRT2 和 TRT4 处理区 WUE 的变异系数分别为 10.2%、12.6% 和 17.2%。

2.4 标准化水分利用效率(WP*)

图 11 为采用 1.4.2 节的方法对水分利用效率进行标准化处理获得的 WP*，生物量与 $\sum k_t k_{sw} k_{st}$ 之间同样具有极显著的正相关关系 ($P < 0.001$)，且 R^2 均不小于 0.93。不同水分胁迫下的 WP* 分别为 31.6、29.4、33.7 g/m^2 ，都与 FAO-66 手册推荐值 33.7 g/m^2 相近。

图 12 为根据实测的收获时地上部干生物量与

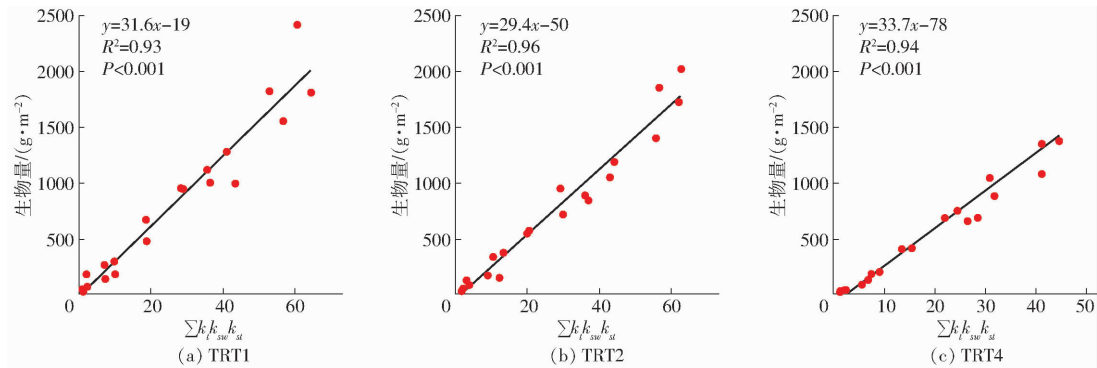


图 11 TRT1、TRT2 和 TRT4 实测的地上部干生物量与基于多光谱数据计算的 $\sum k_t k_{sw} k_{st}$ 拟合关系曲线

Fig.11 Correlation curves of accumulate $\sum k_t k_{sw} k_{st}$ based on UAV multispectral images with measured above ground dry biomass in TRT1, TRT2 and TRT4

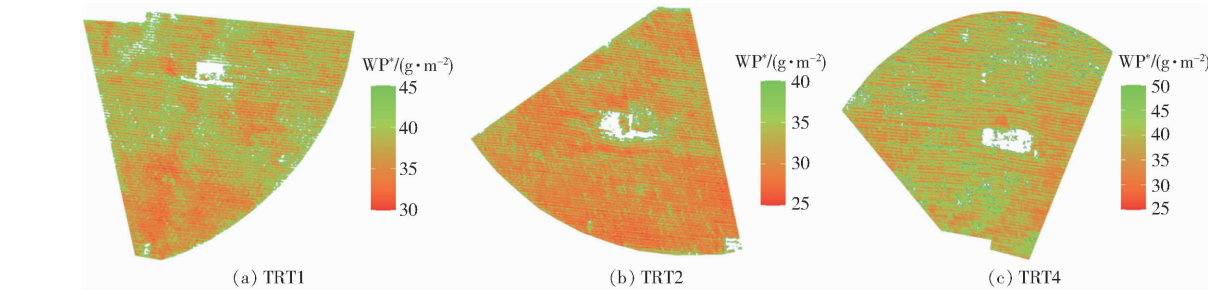


图 12 TRT1、TRT2 和 TRT4 青贮玉米整个生育期水分利用效率(WP*)分布图

Fig. 12 Distribution of silage maize WP* in whole growth period of TRT1, TRT2 and TRT4

基于光谱数据的玉米生育期总的 $\sum k_i k_{sw} k_{st}$ 通过式(2)计算获取的不同水分处理区 (TRT1、TRT2 和 TRT4) 的 WP* 分布图,具体处理步骤见 1.4.2 节流程图及其说明。由表 3 可知 3 个处理区 TRT1、TRT2 和 TRT4 的均值分别为 37.9、31.1、39.5 g/m²。其中 TRT2 的 WP* 与图 11 中拟合的结果相近,TRT1、TRT4 表现出了相对较大的差异,可能是由于受土壤背景的影响和使用收获时单个生物量计算使得相对于图 12 中整个生育期拟合结果偏大。但从图 12 中可以看出,大部分 WP* 还是分布在 30 ~ 35 g/m² 区间内。WP* 平均值随着水分胁迫并没有明确的变化趋势。但是随着水分胁迫的增加,与 WUE 类似,WP* 分布的标准差和变异系数呈现出增长的趋势。如表 3 所示,TRT1、TRT2 和 TRT4 处理区 WP* 的变异系数分别为 8.6%、9.7% 和 13.5%。

表 3 处理区 TRT1、TRT2 和 TRT4 WP* 分布统计参数
Tab.3 Statistical parameters of WP* distribution for TRT1, TRT2 and TRT4

处理区	平均值/(g·m ⁻²)	标准差/(g·m ⁻²)	变异系数/%
TRT1	37.9	3.3	8.6
TRT2	31.1	3.0	9.7
TRT4	39.5	5.3	13.5

2.5 模型检验及生物量估算

为验证该模型的适用性和可重复性,本文使用 2.3 节和 2.4 节模型拟合的 WUE 与 WP* 对验证集的生物量进行估算,并通过实测的地上部生物量进行验证。数据验证集包括 TRT1、TRT2 和 TRT4 每个处理区下预留的一个采样区和与 TRT1、TRT2、TRT4 水分胁迫模式不同的 TRT3 和 TRT5 处理区。图 13a、13b 分别为使用 2.3 节和 2.4 节中模拟的结果 (TRT1、TRT2 和 TRT4 的 WUE 和 WP*) 进行生物量估测的验证结果。结果显示在整个生育期内基于标准化水分利用效率 WP* 的验证精度 (RMSE 为 256 g/m², d = 0.96) 略高于 WUE,2 种方法误差主要来自于玉米地上部干生物量大于 1 500 g/m² 的生育期后期 (R5 - R6)。V - R4 期采用 2 种方法进行验

证时,RMSE 分别降低为 91.7 g/m² 和 126 g/m²,一致性指数 d 上升为 0.98。

由于 TRT3 和 TRT5 处理区的水分胁迫状况不同于 TRT1、TRT2 和 TRT4 处理区,所以分别采用 TRT1、TRT2 和 TRT4 区的 WUE 平均值 (7.4 kg/m²) 与 WP* 平均值 (31.5 g/m²) 对 TRT3 和 TRT5 处理区的生物量估算验证,验证不同水分状况下 WUE 与 WP* 估测生物量的适用性。图 13c、13d 为 TRT3 和 TRT5 处理区的验证结果,总体上 WP* 验证精度 (RMSE 为 195 g/m², d = 0.97) 高于 WUE (RMSE 为 306 g/m², d = 0.93)。在使用 WUE 对不同水分胁迫下的 TRT3 和 TRT5 处理区进行验证时,在全生育期都会呈现出高估的现象。而 WP* 的验证精度远高于 WUE,但使用 WP* 进行估测时发现,当实测生物量小于 1 000 g/m² 时表现出高估而大于 1 000 g/m² 时低估的现象。综上,无论在相同水分胁迫还是不同水分胁迫条件下,在估测生物量时采用 WP* 效果比 WUE 更好。

2.6 生物量空间分布

由 2.5 节结果可知,使用标准化水分利用效率 WP* 模型对生物量有良好的估算效果,本文采用式(2)对 TRT3 和 TRT5 处理区进行生物量估算,获取不同水分胁迫下的生物量空间分布状况。虽然表 1 中的 TRT3 和 TRT5 处理区水分处理相差不多,但是由于土壤异质性导致 TRT3 实际的土壤含水率大于 TRT5:水分处理后的 TRT3 和 TRT5 k_{sw} 分别为 0.91 和 0.75。由图 14 可知,在不同水分胁迫下的 TRT3 和 TRT5 处理区的生物量同样差异明显,TRT3 和 TRT5 处理区生物量均值分别为 1 788、1 401 g/m²。

3 讨论

生物量与作物水分利用效率是反映青贮玉米产量以及指导灌溉的重要参数,而植被不同时期的生长状况可以通过其冠层光谱特征来反映,再结合作物生长模型,可从作物生长发育机制的角度更为精准地估算作物生物量及水分利用状况。本文利用无人机平台获取玉米全生育期内高时空分辨率的多光

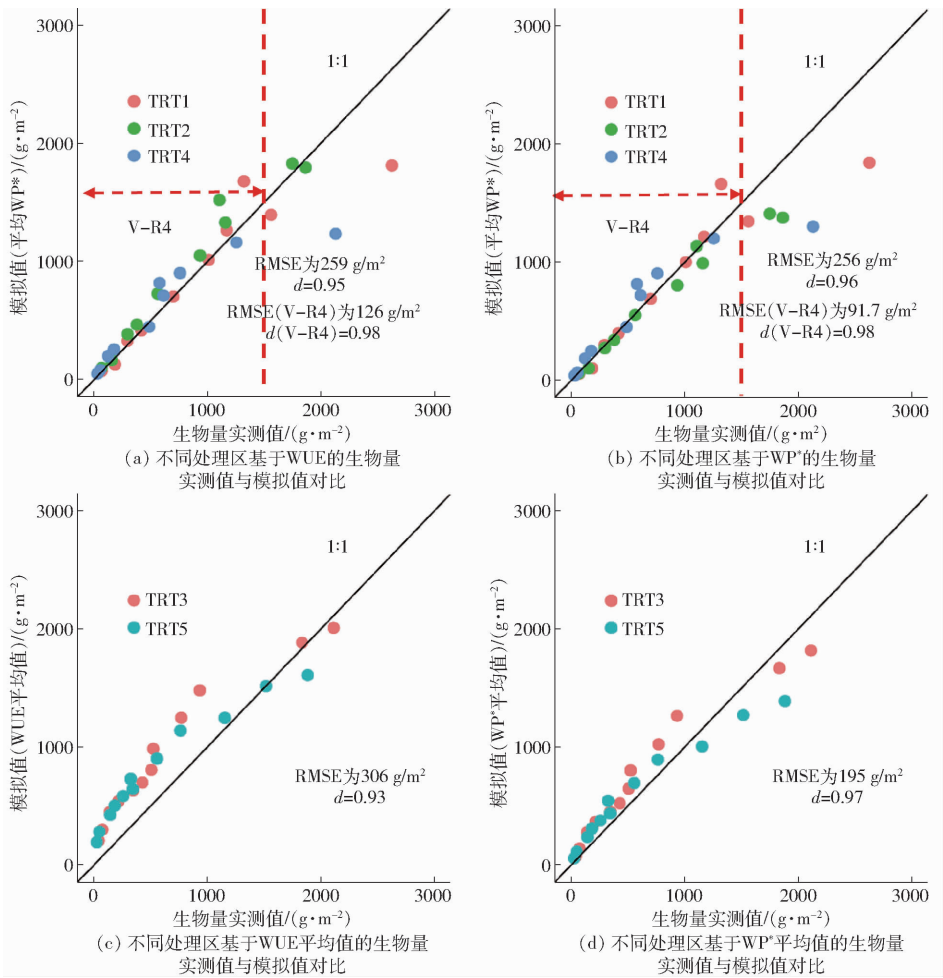


图 13 不同处理区的生物量实测值与模拟值对比
Fig. 13 Comparisons of measured and modeled biomass in different treatment zones

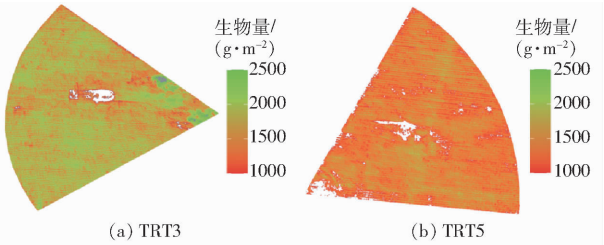


图 14 基于 WP^* 平均值估测的 TRT3 和 TRT5 处理区地上干生物量分布图
Fig. 14 Maps of above ground dry biomass estimated by average WP^* value for TRT3 and TRT5

谱图像,并将气象数据与土壤水分数据一起输入到水分利用效率模型中,较为精准地估算了作物生物量及水分利用效率,并获取了高空间分辨率的大田青贮玉米水分利用效率分布图。结果表明使用基于无人机遥感数据的 $\sum T_{c,adj}$ 及 $\sum k_t k_{su} k_{st}$ 与实测地上部生物量拟合的水分利用效率(WUE)和标准化水分利用效率(WP^*)具有极显著的相关性,决定系数 R^2 都在 0.92 以上,这与文献[24]利用卫星数据构建土壤调节植被指数 SAVI 计算 WP^* 精度相一致。并且较文献[35,40]利用多个遥感平台估算水

分利用效率,本研究通过单一无人机平台就能获取更加细致的作物信息,减少融合多个卫星遥感平台数据带来的误差,同时获取田块尺度上更为详细的 WUE 和 WP^* 的空间分布,有利于评估田块尺度内大田玉米水分利用效率的空间变异性(图 10 和图 12)。本研究在田块尺度中水分利用效率空间变异性一部分由土壤异质性带来的,本试验采样区虽然是均匀地布置在试验区内,但由于土壤的空间异质性会导致作物生长差异较大,对数据采集分析具有一定的影响。同时,由表 2 和表 3 可以看出,不同的水分胁迫状况(即干旱)同样可以导致作物水分利用效率产生较大的空间变异性,这与文献[42]分析相一致。从另一方面也可以看出基于高分辨率无人机多光谱遥感平台相对于卫星遥感的优势^[43]。不同土壤状况下的作物长势(生物量、水分利用效率)的高度变化信息的获取,意味着使用无人机遥感结合作物模型有利于更加精细的灌溉管理。

目前国内外使用无人机遥感平台估算作物生物量主要还是在特定的生育期寻找特定的光谱指数与特定日期的生物量建立经验模型,如文献[44]利用

棉花主要生育时期的无人机近红外影像数据,提取 4 种不同的植被指数,通过与棉花地上生物量的实测值建立拟合关系,分析了不同植被指数在棉花各生育时期的估算效果并对其进行验证,最高决定系数 R^2 为 0.86。文献[45]利用平均绿色归一化植被指数(GNDVI)估算了干豆开花和补荚中期的生物量,相关系数最高为 0.73。本文通过植被指数 NDVI 计算作物关键参数 $T_{c,adj}$ 输入到简单的作物生长模型中,最终拟合结果决定系数 R^2 都在 0.92 以上,较之前的研究相关性更高。STEDUTO 等^[29,46]认为大田作物绝大部分生育期的 WP^* 是不变的,因此,本文基于无人机遥感数据拟合出单一的 WUE 或 WP^* 可以较为准确地同时获取多个生育期的生物量,在这方面本研究极大地提高了基于无人机遥感平台估算作物生物量的效率和准确度。

结果显示,本文方法估计生物量在大部分生育期虽然较为准确,但是在高值区,即生育后期(R5-R6)误差明显,导致整体精度并不高。同一水分胁迫下,分别使用 TRT1、TRT2 和 TRT4 处理区 WUE 和 WP^* 进行各区的生物量验证, RMSE 只有 259 g/m² 和 256 g/m² (图 13a、13b), 低于预期。这与文献[24]的研究结果相似,在 R5 期,其研究中雨养条件下的玉米生物量误差最高能达到 800 g/m² 左右。造成这种高值区误差较大的原因可能是因为模型中 $\sum T_{c,adj}$ 和 $\sum k_t k_{sw} k_{st}$ 为单调递增,且本研究玉米生育后期的水分胁迫较严重(图 8),所以模拟生物量的增长率会随着 k_{sw} 急剧减小而快速下降,但可能由于玉米的抗旱性,实际的玉米生长过程生物量增长率并不会如此快速地下降,因此出现低估现象。针对这一问题,文献[47]采用 Logistic 和 Sigmoid 方程提出了一种非线性的 WP^* 模型,并将其替换了原来 Aquacrop 模型中 WP^* 的算法,提高了生物量的模拟精度。基于此,后续研究可以使用非线性的 WUE 或 WP^* 模型与无人机遥感平台相结合来提高此方法对后期高值区玉米生物量的估算精度。尽管如此,水分利用效率线性模型在同样水分处理条件下,基于拟合的 WUE、 WP^* 能够精确地估计大部分生育期的大田玉米生物量,具有很强的应用价值。

以往基于该模型计算水分利用效率和生物量都是在充分灌溉条件下或是没有完整分析水分胁迫处理对该模型的影响^[35,40]。本文通过设置不同的水分胁迫处理分析了模型的适用性。如前所述,在同种水分胁迫处理下,使用拟合的 WUE 与 WP^* 在 V -

R4 期有很好的精确性, RMSE 分别为 126、91.7 g/m², 在 R5 - R6 生育期的误差较大。而使用 TRT1、TRT2 和 TRT4 的 WUE、 WP^* 平均值验证 TRT3、TRT5 处理区时, WUE (RMSE 为 306 g/m²) 的估算精度远不如 WP^* (RMSE 为 195 g/m²) (图 13c、13d), 说明水分胁迫对 WUE 的影响较大, 因此使用 WUE 估算不同水分状况下的玉米生物量会造成较大的误差。同样,在玉米生长期 V - R4 内,使用 TRT1、TRT2 和 TRT4 处理区 WP^* 平均值估测不同水分状况下的 TRT3 和 TRT5 处理区时的精度(图 13d) 不如同种水分胁迫下的估算精度(图 13b) 且会出现高估的现象,原因是 TRT3、TRT5 处理区的 V7 - VT 期的灌溉水量仅为充分灌溉的 40%, 低于 TRT1、TRT2 和 TRT4 处理区的灌溉水量(100%、65%、65%)。低灌溉降雨量下的 TRT3、TRT5 处理区在生育期前期因水分胁迫比其它处理区严重,导致这时期的水分生产力低于 TRT1、TRT2 和 TRT4 处理区,所以才会出现高估现象。综上水分胁迫对于该模型的 WUE 生物量验证精度具有较大的影响,但是使用 WP^* 对不同水分胁迫下的生物量进行估算具有可以接受的精度。

4 结论

(1)在不同水分胁迫下,将基于无人机多光谱遥感植被指数 NDVI 估算的蒸腾系数 k_t 及气象、土壤水分数据输入到作物模型中,模拟得出的作物水分利用效率 WUE 与标准化水分利用效率 WP^* 与实测生物量具有极显著的相关性, WUE 和 WP^* 决定系数都在 0.92 以上。在估测 WUE 和 WP^* 的基础上,获取了大田玉米 WUE 和 WP^* 的高空间分辨率分布图,同时分析土壤水分胁迫对 WUE 和 WP^* 空间异质性的影响,表明土壤水分胁迫增加会导致其空间异质性增大。

(2)在同一水分胁迫下,使用拟合的 WUE 和 WP^* 对生物量的估测精度几乎相同,在玉米 V - R4 生育期估测精度较高 (RMSE 分别为 126、91.7 g/m², d 均为 0.98),但在 R5 - R6 生育期内精度不高。尽管如此,基于同一水分胁迫下拟合的 WUE 和 WP^* 仍具有很好的应用性。

(3)在不同水分胁迫下,使用 WUE 和 WP^* 估测生物量时, WUE 容易受到水分胁迫影响,精度不理想,而 WP^* 的精度较高 (RMSE 为 195 g/m², $d=0.97$)。因此, WP^* 更适合用于估算不同水分胁迫下的生物量。

参 考 文 献

[1] 王蕊. 青贮玉米种植的意义及种植技术[J]. 现代畜牧科技, 2020(1): 33 - 34.

- WANG Rui. Significance and planting technology of silage corn[J]. Modern Animal Husbandry Science & Technology, 2020 (1): 33–34. (in Chinese)
- [2] LI W, NIU Z, CHEN H, et al. Remote estimation of canopy height and aboveground biomass of maize using high-resolution stereo images from a low-cost unmanned aerial vehicle system[J]. Ecological Indicators, 2016, 67: 637–648.
- [3] 冯玉玉, 翟琇, 赵举, 等. 内蒙古农业水资源可持续利用的思考[J]. 北方经济, 2015(6): 30–33.
FENG Wanyu, ZHAI Xiu, ZHAO Ju, et al. Sustainable utilization of agricultural water resources in Inner Mongolia[J]. Northern Economy, 2015(6): 30–33. (in Chinese)
- [4] LI L, NIELSEN D C, YU Q, et al. Evaluating the crop water stress index and its correlation with latent heat and CO₂ fluxes over winter wheat and maize in the North China plain[J]. Agricultural Water Management, 2010, 97(8): 1155.
- [5] LIU S, LUO G, WANG H. Temporal and spatial changes in crop water use efficiency in central Asia from 1960 to 2016[J]. Sustainability, 2020, 12(2): 572.
- [6] SADRAS V, CASSMAN K G, GRASSINI P, et al. Yield gap analysis of rainfed and irrigated crops: methods and case studies [M]. FAO Water Reports 41, Rome, Italy, 2014.
- [7] 刘明星, 李长春, 李振海, 等. 基于高光谱遥感与 SAFY 模型的冬小麦地上生物量估算[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 192–202, 220.
LIU Mingxing, LI Changchun, LI Zhenhai, et al. Estimation of dry aerial mass of winter wheat based on coupled hyperspectral remote sensing and SAFY model[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 192–202, 220. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=2002021&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.021. (in Chinese)
- [8] GONZATEZ-DUGO M, MATEOS L. Spectral vegetation indices for benchmarking water productivity of irrigated cotton and sugarbeet crops[J]. Agricultural Water Management, 2008, 95(1): 48–58.
- [9] THORP K, THOMPSON A, HARDERS S, et al. High-throughput phenotyping of crop water use efficiency via multispectral drone imagery and a daily soil water balance model[J]. Remote Sensing, 2018, 10(11): 1682.
- [10] 卢必慧, 于堃. 遥感信息与作物生长模型同化应用的研究进展[J]. 江苏农业科学, 2018, 46(10): 9–13.
LU Bihui, YU Kun. Research progress on assimilation of remote sensing information and crop growth model[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2018, 46(10): 9–13. (in Chinese)
- [11] 黄耀欢, 李中华, 朱海涛. 作物胁迫无人机遥感监测研究评述[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(4): 512–523.
HUANG Yaohuan, LI Zhonghua, ZHU Haitao. The use of UAV remote sensing technology to identify crop stress: a review [J]. Journal of Geo-Information Science, 2019, 21(4): 512–523. (in Chinese)
- [12] 纪景纯, 赵原, 邹晓娟, 等. 无人机遥感在农田信息监测中的应用进展[J]. 土壤学报, 2019, 56(4): 773–784.
JI Jingchun, ZHAO Yuan, ZOU Xiaojuan, et al. Advancement in application of UAV remote sensing to monitoring of farmlands[J]. Acta Pedologica Sinica, 2019, 56(4): 773–784. (in Chinese)
- [13] 韩文霆, 张立元, 牛亚晓, 等. 无人机遥感技术在精量灌溉中应用的研究进展[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 1–14.
HAN Wenting, ZHANG Liyuan, NIU Yaxiao, et al. Review on UAV remote sensing application in precision irrigation[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 1–14. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=2002001&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.001. (in Chinese)
- [14] 韩文霆, 彭星硕, 张立元等. 基于多时相无人机遥感植被指数的夏玉米产量估算[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 148–155.
HAN Wenting, PENG Xingshuo, ZHANG Liyuan, et al. Summer maize yield estimation based on vegetation index derived from multi-temporal UAV remote sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 148–155. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200116&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.01.016. (in Chinese)
- [15] HAN L, YANG G, DAI H, et al. Modeling maize above-ground biomass based on machine learning approaches using UAV remote-sensing data[J]. Plant Methods, 2019, 15(1): 10.
- [16] 陆国政, 杨贵军, 赵晓庆, 等. 基于多载荷无人机遥感的大豆地上鲜生物量反演[J]. 大豆科学, 2017, 36(1): 41–50.
LU Guozheng, YANG Guijun, ZHAO Xiaqing, et al. Inversion of soybean fresh biomass based on multi-payload unmanned aerial vehicles(UAVs)[J]. Soybean Science, 2017, 36(1): 41–50. (in Chinese)
- [17] 杨凡. 基于无人机激光雷达和高光谱的冬小麦生物量反演研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2017.
YANG Fan. Estimation of winter wheat aboveground biomass with UAV LiDAR and hyperspectral data[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2017. (in Chinese)
- [18] NIU Y, ZHANG L, ZHANG H, et al. Estimating above-ground biomass of maize using features derived from UAV-based RGB imagery[J]. Remote Sensing, 2019, 11(11): 1261.
- [19] BENDIG J, YU K, AASEN H, et al. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2015, 39: 79–87.
- [20] DIITRIOS K, THOMAS A, CHETAN D, et al. Contribution of remote sensing on crop models: a review[J]. Journal of Imaging, 2018, 4(4): 52.

- [21] WANG S, GARCIA M, BAUER-GOTTWEIN P, et al. High spatial resolution monitoring land surface energy, water and CO₂ fluxes from an unmanned aerial system[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 229: 14 – 31.
- [22] WHITE J, ANDRADE-SANCHEZ P, GORE M, et al. Field-based phenomics for plant genetics research[J]. *Field Crops Research*, 2012, 133: 101 – 112.
- [23] STEDUTO P, HSIAO T, FERERES E. AquaCrop—the FAO crop model to simulate yield response to water; I. Concepts and underlying principles[J]. *Agronomy Journal*, 2009, 101(3): 426 – 437.
- [24] CAMPOS I, NEALE C M U, ARKEBAUER T J, et al. Water productivity and crop yield: a simplified remote sensing driven operational approach[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2018, 249:501 – 511.
- [25] ZHANG L, ZHANG H, NIU Y, et al. Mapping maize water stress based on UAV multispectral remote sensing[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(6): 605.
- [26] NLEYA T, CHUNGU C, KLEINJAN J. Corn growth and development[M]. *iGrow Corn: Best Management Practices*, 2016:5 – 8.
- [27] ABDON B, MORIN D, BONN F, et al. A review of vegetation indices[J]. *Remote Sensing Reviews*, 1996, 13:95 – 120.
- [28] ROSENBERG N J, BLAD B L, VERMA S B. Microclimate: the biological environment[M]. *John Wiley & Sons*, 1983.
- [29] ALBRIZIO R, STEDUTO P. Resource use efficiency of field-grown sunflower, sorghum, wheat and chickpea[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2005,130(3): 269 – 281.
- [30] BRIGGS L J, SHANTZ H L. The water requirement of plants. I. Investigations in the Great Plains in 1910 and 1911[M]. *USDA Bur. Plant Ind. Bull.*, 1913: 284.
- [31] WIT C T D. Transpiration and crop yields[R]. *Agricultural Research Reports 64.6 Pudoc*, Wageningen, 1958.
- [32] FARAHANI H J, IZZI G, OWEIS T Y. Parameterization and evaluation of the AquaCrop model for full and deficit irrigated cotton[J]. *Agronomy Journal*, 2009, 101(3): 469 – 476.
- [33] STEDUTO P, HSIAO T C, FERERES E, et al. Crop yield response to water[M]. *Food Agric. Org. United Nations*, 2012.
- [34] YUAN M, ZHANG L, GOU F, et al. Assessment of crop growth and water productivity for five C3 species in semi-arid Inner Mongolia[J]. *Agricultural Water Management*, 2013, 122: 28 – 38.
- [35] CAMPOS I, GONZÁLEZ-GÓMEZ L, VILLODRE J, et al. Remote sensing-based crop biomass with water or light-driven crop growth models in wheat commercial fields[J]. *Field Crops Research*, 2018, 216: 175 – 188.
- [36] ALLAN R G, PEREIRA L S, RAES D, et al. Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements [M]. *FAO Irrigation and Drainage Paper No. 56*, 1998.
- [37] 冯禹,崔宁博,龚道枝,等. 基于叶面积指数改进双作物系数法估算旱作玉米蒸散[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(9): 90 – 98.
- FENG Yu, CUI Ningbo, GONG Daozhi, et al. Estimating rainfed spring maize evapotranspiration using modified dual crop coefficient approach based on leaf area index[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(9): 90 – 98. (in Chinese)
- [38] 朱秀芳,李宜展,潘耀忠,等. AquaCrop 作物模型研究和应用进展[J]. *中国农学通报*, 2014, 30(8): 270 – 278.
- ZHU Xiufang, LI Yizhan, PAN Yaozhong, et al. A review on the research and application of AquaCrop model[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*,2014, 30(8): 270 – 278. (in Chinese)
- [39] RAES D, STEDUTO P, HSIAO T C, et al. AquaCrop—the FAO crop model to simulate yield response to water; II. Main algorithms and software description[J]. *Agronomy Journal*, 2009, 101(3): 438 – 447.
- [40] VENANCIO L P, MANTOVANI E C, AMARAL C H D, et al. Forecasting corn yield at the farm level in Brazil based on the FAO – 66 approach and soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. *Agricultural Water Management*, 2019, 225: 105779.
- [41] 赵娜娜,刘钰,蔡甲冰. 夏玉米作物系数计算与耗水量研究[J]. *水利学报*, 2010, 41(8): 953 – 959.
- ZHAO Nana, LIU Yu, CAI Jiabing. Calculation of crop coefficient and water consumption of summer maize[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*,2010, 41(8): 953 – 959. (in Chinese)
- [42] WEHRHAN M, RAUNEKER P, SOMMER M. UAV-based estimation of carbon exports from heterogeneous soil landscapes—a case study from the CarboZALF experimental area[J]. *Sensors (Basel)*, 2016,16(2):255.
- [43] JAYANTHI H, NEALE C M U, WRIGHT J L. Development and validation of canopy reflectance-based crop coefficient for potato[J]. *Agricultural Water Management*, 2007, 88(1): 235 – 246.
- [44] 邓江,谷海斌,王泽,等. 基于无人机遥感的棉花主要生育时期地上生物量估算及验证[J]. *干旱地区农业研究*, 2019, 37(5): 55 – 61.
- DENG Jiang, GU Haibin, WANG Ze, et al. Estimation and validation of above-ground biomass of cotton during main growth period using unmanned aerial vehicle (UAV) [J]. *Agricultural Research in Arid Areas*, 2019, 37(5): 55 – 61. (in Chinese)
- [45] SINDHUJA S, ZHOU J, KHOT L R, et al. High-throughput field phenotyping in dry bean using small unmanned aerial vehicle based multispectral imagery[J]. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2018, 151: 84 – 92.
- [46] STEDUTO P, HSIAO T C, FERERES E. On the conservative behavior of biomass water productivity[J]. *Irrigation Science*, 2007, 25:189 – 207.
- [47] RAN H, KANG S, HU X, et al. Newly developed water productivity and harvest index models for maize in an arid region[J]. *Field Crops Research*, 2019, 234(15):73 – 86.