

文章编号: 1672-3317(2022)05-0017-10

基于大型蒸渗仪的冬小麦蒸散规律及其模拟

敬峰^{1,2}, 段爱旺^{1*}, 张莹莹¹, 娄和³, 巩文军⁴, 孙蒙强⁴, 刘战东^{1*}

(1. 中国农业科学院 农田灌溉研究所/农业农村部作物需水与调控重点实验室, 河南 新乡 453002;

2. 中国农业科学院 研究生院, 北京 100081; 3. 河南威盛电气有限公司, 河南 新乡 450001;

4. 河南省焦作市广利灌区管理局, 河南 沁阳 454550)

摘要:【目的】探究不同土壤水分条件下冬小麦蒸散量适宜估算模型。【方法】在华北地区, 以冬小麦为研究对象, 借助大型蒸渗仪, 设置3个土壤含水率灌水控制下限水平(T70: 70%田间持水率, T60: 60%田间持水率, T50: 50%田间持水率), 分别采用单作物系数法, 双作物系数法以及BP神经网络进行蒸散量估算, 并结合纳什系数(NSE)和均方根误差/观测值标准差比率(RSR)等统计指标进行模型评价。【结果】随土壤水分胁迫程度的增加, 冬小麦蒸散总量和各生长阶段蒸散量逐渐减少(T70处理>T60处理>T50处理); 中度水分胁迫处理下(T50), 仅双作物系数模型模拟结果适用(NSE=0.646, RSR=0.599); 轻度水分胁迫处理下(T60), BP神经网络模型相对最优(NSE=0.872, RSR=0.360), 双作物系数模型估算效果良好(NSE=0.729, RSR=0.523); 适宜水分处理下(T70), 各个模型均有较好的估算效果。【结论】双作物系数模型适宜于不同土壤水分胁迫水平。

关键词: 冬小麦; 大型蒸渗仪; 不同水分处理; 蒸散量估算; 模型评价

中图分类号: S274

文献标志码: A

doi: 10.13522/j.cnki.ggps.2021624

OSID:



敬峰, 段爱旺, 张莹莹, 等. 基于大型蒸渗仪的冬小麦蒸散规律及其模拟[J]. 灌溉排水学报, 2022, 41(5): 17-26.

JING Feng, DUAN Aiwang, ZHANG Yingying, et al. The Effects of Soil Water on Accuracy of Different Methods for Calculating Evapotranspiration from Winter Wheat Field[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2022, 41(5): 17-26.

0 引言

【研究意义】华北地区是中国冬小麦的主产区, 在全国夏粮种植中占据重要地位, 其产量的高低直接影响到中国夏粮的丰欠^[1], 但华北平原却是我国水资源压力最大的地区之一, 人均水资源量只有全国的23%^[2], 水资源短缺和干旱已成为制约该区域冬小麦生长的最主要农业气象灾害^[3-4], 研究不同土壤水分条件下冬小麦耗水规律极为必要。蒸散(Evapotranspiration, ET)是农业生态系统水分消耗的主要形式^[5], 作物用水的99%通过蒸散而散失^[6]。作物蒸散量是制定合理灌溉制度的基础, 也是进行区域水资源规划不可缺少的参数, 其准确量化对于合理制定灌溉方案、提高水资源利用效率具有重要意义^[7]。

【研究进展】蒸散量估算的方法很多, 最常用的是世界粮农组织提出的作物系数法, 包括单作物系数法和

双作物系数法^[8]。Ricard等^[9]开发的双作物系数模型可以较为准确地模拟作物蒸散量, 是目前估算农田蒸散量最常用的方法^[10]。该模型应用前须先率定和验证, 先前的研究者在率定双作物系数模型时, 大多先测定土壤含水率, 再依据水量平衡法计算蒸散量^[8], 但水量平衡法得到的蒸散量的实测值不具有连续性, 在率定模型时难以做到全面, 也有学者通过涡度相关法计算蒸散量^[11], 但该方法也还存在许多理论和技术性问题^[12], 其实际效果还有待商榷。蒸渗仪测量精度高、操作自动化、可连续测量^[13], 常用于蒸散规律研究以及蒸散量模型的建立或验证, 在此方面已有不少实践^[14-17], 如李杰等^[16]运用大型称重式蒸渗仪对北疆滴灌麦田的蒸散量规律进行了研究, 赵娜娜等^[18]采用双作物系数模型模拟研究了冬小麦的蒸散规律并用蒸渗仪实测数据加以验证, 取得了较好的效果, 也有学者利用回归分析方法建立作物蒸散量随影响因素变化的经验公式^[13,19-21]。BP神经网络(Back propagation neural network, BPNN)自适应学习能力强, 可通过学习找出输入值和目标值之间的规律, 适合求解变量间关系复杂的问题^[22], 由于其强大的非线性映射能力^[23], 在建模时不需要任何假设, 也不需要参数的修正, 是一种有效且方便的农田蒸散量预报方法^[24], 是对传统农田蒸散量计算方法的补充, 可以满

收稿日期: 2021-12-14

基金项目: 河南省自然科学基金项目(202300410553); 国家现代农业产业技术体系岗位专项(CARS-03, CARS-02); 新乡市重大科技专项(ZD2020009); 河南省水利厅科技攻关计划项目(2021); 中国农业科学院创新工程项目(ASTIP)

作者简介: 敬峰(1995-), 男, 硕士研究生, 主要从事作物高效用水理论研究。E-mail: 1421290901@qq.com

通信作者: 段爱旺(1963-), 男, 研究员, 主要从事作物水分生理与高效用水研究。E-mail: duanaiwang@aliyun.com

刘战东(1981-), 男, 副研究员, 主要从事作物水分生理与高效用水研究。E-mail: lzddragon@163.com

足生产的需要,近年来广泛应用于作物耗水规律方面的研究^[25-26],陈博等^[25]利用BP人工神经网络并结合大型称重式蒸渗仪对禹城地区冬小麦耗水量进行了预测,结果表明预测精度较高。【切入点】单作物系数模型与双作物系数模型物理机制明确,但要求观测数据齐全,涉及参数较多,计算繁杂^[27];利用Matlab提供的神经网络工具箱功能可以较容易实现BP人工神经网络预测。由于称重式蒸渗仪的高造价,以往采用蒸渗仪对不同土壤水分条件下的蒸散量估算方面的研究尚不多,较难深入开展不同土壤水分条件下作物蒸散量变化规律及其估算模型的对比研究,故本研究借助大型蒸渗仪群组(9台)进行试验以提高结果科学性。【拟解决的关键问题】本研究依托中国农业科学院新乡综合试验基地的大型蒸渗仪群组,通过控制土壤含水率下限使冬小麦处于不同水分胁迫水平,根据冠层覆盖情况,采取FAO-56提供的冬小麦生育阶段划分方法将冬小麦生育期划分为4个阶段^[28-31],建立不同水分条件下冬小麦蒸散量的双作物系数模型、单作物系数模型和BP人工神经网络模型,并结合有关大田试验数据进行验证,使用相关统计学指标进行模型评价与比较。

1 材料与方法

1.1 试验区概况

试验在河南省新乡市新乡县七里营镇(35°9'N、113°48'E,海拔72.7 m)中国农业科学院新乡综合实验基地内的大型蒸渗仪群组试验场完成。该地位于黄

淮海中部偏西的人民胜利渠引黄灌区内,属暖温带大陆性季风气候,日照时间2399 h,年平均气温14℃,年平均降雨量582 mm,无霜期220 d,年潜在蒸散量约1650 mm。冬小麦全生育期降水总量为202.4 mm,生育期内降水主要集中在播种后当年的11月与次年的2月和3月。

1.2 试验材料与处理

受试材料为周麦22。试验设置3个灌水下限(分别为田间持水率的50%、60%、70%)处理,每个处理3次重复,每个处理对应1台大型称重式蒸渗仪(BSI-ZSY2019,西安碧水环境新技术有限公司),蒸渗仪土箱规格为2.0 m×2.0 m×3.0 m(长×宽×高),有效蒸散面积4.0 m²,于蒸渗仪外围设置小区试验,小区长3.8 m,宽15 m,田间管理措施与蒸渗仪对应处理保持一致,于小区内部安装“智墒”土壤水分原位监测仪器(东方智感科技股份有限公司)用以监测土壤含水率动态变化情况。当冬小麦各阶段计划湿润层(计划湿润层深度按生长初期40 cm,快速生长期60 cm,生长中期80 cm,生长末期80 cm进行设置)土壤含水率的平均值达到设计的灌水控制下限时,采用地面灌溉,灌溉定额75 mm,以水表计量灌水量。试验于2020年10月23日播种,翌年5月27日收获。各处理播种量均为225 kg/hm²,播前施肥统一采用复合肥(总养分≥51%,N+P₂O₅+K₂O=17-28-6),按750 kg/hm²进行施肥,春季统一追施氮肥450 kg/hm²。土壤理化性质见表1。

表1 试验区土壤理化性质

Table 1 Physical and chemical properties of soil in the test area

土层深度/cm	田间持水量/(cm ³ cm ⁻³)	凋萎系数/(cm ³ cm ⁻³)	体积质量/(g cm ⁻³)	有机质量/%	碱解氮量/(mg kg ⁻¹)	速效钾量/(mg kg ⁻¹)	速效磷量/(mg kg ⁻¹)
0~20	0.34	0.15	1.64	1.09	118.13	236.93	22.73
20~40	0.33	0.15	1.62	0.96	58.30	155.39	11.78
40~60	0.35	0.16	1.64				
60~80	0.34	0.15	1.65				

1.3 测定项目与方法

1.3.1 土壤含水率(θ)

土壤含水率采用“智墒”土壤水分原位监测仪器测定。每隔10 cm布置探头,监测深度从表层开始至距表层100 cm处,每1 h测量1次。

1.3.2 蒸散量(ET)

冬小麦生长期蒸散量采用大型称重式蒸渗仪每1 h采集1次数据,测量精度为0.01 g。

1.3.3 叶面积指数(LAI)与冠层覆盖度(CC)

叶面积指数采用冠层分析仪(SunScan,英国)进行测量,每隔7~10 d测量1次,2次测量时间间隔天数内的叶面积指数采用线性插值的方法得到。采用拍照法计算冠层覆盖度,使用直径为60 cm的

铁圈,放置在小区内,保持一定高度进行拍照,利用Photoshop软件的直方图功能进行冠层覆盖度的计算。

1.3.4 株高(H)

株高采用直尺测量,每个处理选取30株进行测量,取平均值,每7~10 d测量1次。

1.3.5 气象数据

利用自动气象站(YM-03W,邯郸市益盟电子科技有限公司)获取试验区的气象数据,主要包括风速(u_2 , m/s)、气温(T , °C)、湿度(RH , %)、日照时间等。其中太阳净辐射(R_n , MJ/(m² d))计算式为 $R_n=R_{ns}-R_{nl}$,其中 R_{ns} 为净短波辐射, R_{nl} 为净长波辐射,其具体计算过程可以参考FAO-56文件^[28]。

1.4 蒸散量估算模型的建立及其评价

1.4.1 作物生育期的划分

根据河南新乡当地的气候条件、测量得到的冠层覆盖度及冬小麦的实际生长状况对各生育阶段的长度进行划分，各阶段长度分别取为：121 d（生长初期：10月23日—次年2月20日），54 d（快速生长期：2月21日—4月15日），30 d（生长中期：4月16日—5月15日），12 d（生长末期：5月16—27日）。

1.4.2 参考作物蒸散量的计算

世界粮农组织（FAO）推荐将彭曼-蒙特斯方程用于计算 ET_0 ，该方程结合了相关的气象参数，在国际上已得到充分肯定和广泛应用。 ET_0 计算式^[32-34]为：

$$ET_0 = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T+273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1+0.34u_2)}, \quad (1)$$

式中： ET_0 为参考作物蒸散量（mm/d）； R_n 为作物表面净辐射（MJ/(m² d)）； G 为土壤热通量（MJ/(m² d)）； T 为离地面2 m高度处的平均温度（℃）； u_2 为离地面2 m高度处的风速（m/s）； e_s 为饱和水汽压（kPa）； e_a 为实际水汽压（kPa）； $e_s - e_a$ 为饱和水汽压差（kPa）； Δ 为饱和水汽压与温度关系曲线的斜率（kPa/℃）； γ 为湿度计常数（kPa/℃）。

1.4.3 考虑水分胁迫单作物模型与双作物系数模型

单作物系数模型蒸散量计算式^[29]为：

$$ET_c = k_s \cdot k_c \cdot ET_0. \quad (2)$$

双作物系数模型蒸散量计算式^[29]为：

$$ET_c = (k_s \cdot k_{cb} + k_c) \cdot ET_0, \quad (3)$$

式中： ET_c 为作物蒸散量（mm/d）； ET_0 为参考作物蒸散量（mm/d）； k_c 为特定生长阶段的作物系数； k_s 为土壤水分胁迫系数； k_{cb} 为基础作物系数； k_e 为土壤蒸发系数。 k_c 取决于作物类型（如作物高度、冠层阻力、反射率），土壤和气象参数如土壤表面蒸发，风速和风向，同时，其受作物品种、地域、气象、土壤、耕作条件、灌溉方式、生育年限等因素影响，是一个综合表征作物的需水量状况的相对变量。

土壤水分胁迫系数 k_s 计算式为：

当 $D_{r,i} > RAW$ 时：

$$k_s = \frac{TAW - D_{r,i}}{TAW - RAW}. \quad (4)$$

当 $D_{r,i} \leq RAW$ 时：

$$k_s = 1, \quad (5)$$

式中： TAW 为总有效水量； RAW 为易利用的有效水量； $D_{r,i}$ 为第 i 天末根区消耗的水量。

TAW 与 RAW 计算式为：

$$TAW = 1000Z_r(\theta_{Fc} - \theta_{wp}), \quad (6)$$

$$RAW = p \cdot TAW, \quad (7)$$

式中： Z_r 为作物根系主要活动层深度； θ_{Fc} 与 θ_{wp} 分别为田间持水量与凋萎系数； p 为消耗比率，一般在0~1.0之间。

$D_{r,i}$ 的计算式为：

$$D_{r,i} = D_{r,i-1} - (P - RO)_i - I_i - CR_i + ET_{c,i} + DP_i, \quad (8)$$

式中： $D_{r,i}$ 为第 i 天末根区累积消耗水量（mm）； $D_{r,i-1}$ 为第 $i-1$ 天末根区累积消耗深度（mm）； $(P - RO)_i$ 为第 i 天的降雨量与降雨所形成的地表径流量的差值（mm）； I_i 为第 i 天渗入土壤的灌溉深度（mm）； CR_i 为第 i 天地下水上升深度（mm）； $ET_{c,i}$ 第 i 天作物蒸散量（mm）； DP_i 为第 i 天由于深层渗漏产生的根区损失水量（mm）。

1.4.4 BP神经网络模型数据来源

本文采用3层BP神经网络对小麦耗水量进行模拟^[25]。剔除部分因蒸渗仪维护、人为干扰等造成的异常值后，以2020—2021年冬小麦生长季的蒸渗仪数据和2019—2020年大田冬小麦生长季蒸散量数据作为神经网络模型训练样本用于建立模型，以2020—2021年大田冬小麦生长季数据作为神经网络模型检验样本，对模型性能和效果进行验证。

1.4.5 模型评价指标

模型评价指标包括回归系数（Coefficient of regression, b ），决定系数（Coefficient of determination, R^2 ），均方根误差（Root mean square error, $RMSE$ ），平均绝对误差（Average absolute error, AAE ），一致性指数（Index of agreement, dIA ），纳什系数（Nash Sutcliffe efficiency, NSE ）和均方根误差/观测值标准差比率（ $RMSE$ -observation standard deviation ratio, RSR ）。其中， b 、 R^2 、 dIA 越接近1， $RMSE$ 和 AAE 越接近0时，模拟结果越好。 NSE 与 RSR 使用方法见表2。

表2 模型评价指标范围及对应拟合效果

Table 2 Model evaluation index range and corresponding fitting effect

NSE 范围	RSR 范围	模拟效果
$0.75 < NSE \leq 1$	$0 \leq RSR \leq 0.5$	模拟结果好
$0.65 < NSE < 0.75$	$0.5 < RSR < 0.6$	模拟结果良好
$0.5 < NSE < 0.65$	$0.6 < RSR < 0.7$	模拟结果一般
$NSE \leq 0.5$	$RSR > 0.7$	模型结果差

1.5 数据处理

使用 Matlab 提供的人工神经网络工具箱进行 BP 神经网络模型的建立，采用 SPSS 25.0 并利用最小显著差数法（LSD）进行差异性检验，利用 Excel 进行数据整理计算及绘图。

2 结果与分析

2.1 不同处理冬小麦全生育期株高、叶面积指数及蒸散量变化规律

参考作物蒸散量 ET_0 呈先减小再增加的规律(图 2(c)), 其变化与太阳净辐射关系密切, 二者变化规

律一致, 在播种后第 54~112 天这一阶段 ET_0 普遍高于实测蒸散量, 且其相比于实测值, 具有更强的波动性, 这与冬季气象因子的波动性有一定关系, 尽管整个越冬期太阳净辐射波动性较小, 但此阶段温度, 风速, 水汽压差仍具有较强的波动性(图 1)。

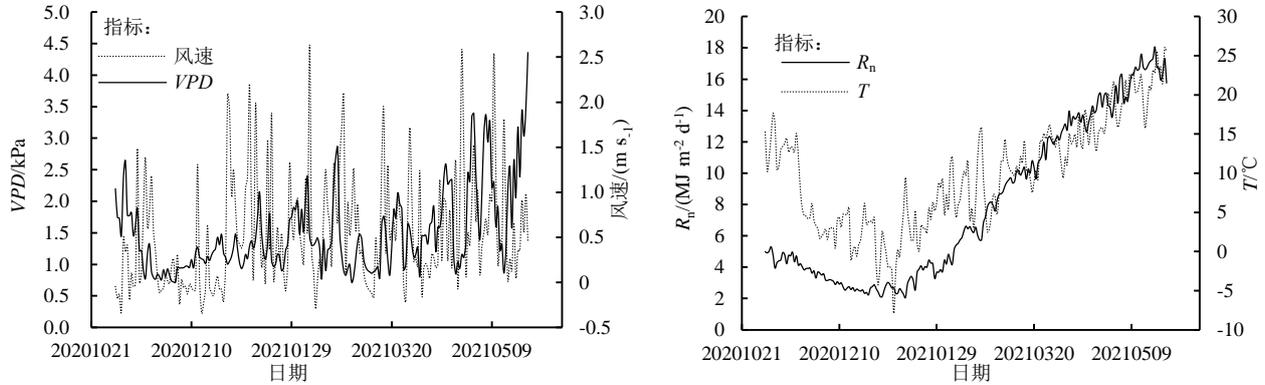


图 1 冬小麦全生育期气象因子变化规律

Fig.1 Variation of meteorological factors during the whole growth period of winter wheat

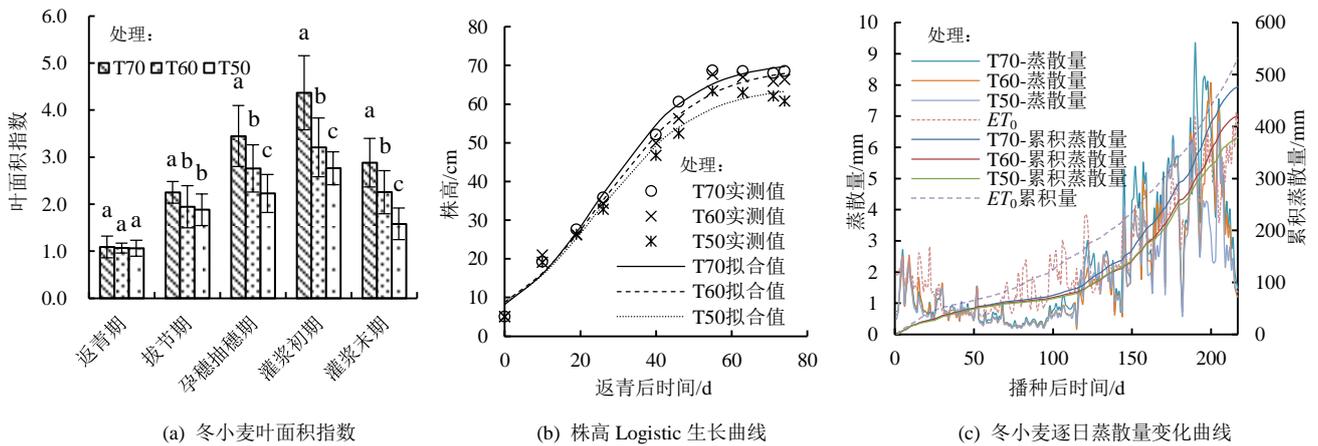


图 2 不同处理冬小麦叶面积指数、株高及冬小麦逐日蒸散量变化曲线

Fig.2 Variation of leaf area index, plant height and daily evapotranspiration of winter wheat under different treatments

随着冬小麦生育进程推进, 整体上冬小麦 LAI 呈先增大再减小的趋势(图 2(a))。不同处理返青期叶面积指数差异不明显, 拔节期 T70 处理与 T60、T50 处理差异显著, 主要是 T70 处理灌水最早, 冬小麦生长发育较快。孕穗抽穗期 3 个处理叶面积指数均不同程度增加, 此时各处理两两之间均具有显著差异。灌浆末期叶面积指数较灌浆初期已有所下降, 但叶面积指数两两之间仍具有显著差异。

利用 Logistic 生长曲线拟合冬小麦返青后到生长中期这一阶段的株高增长情况(当年返青时间较早, 2 月下旬即进入返青期, 但由于该时期发生降雪等气象事件, 不利于株高测量, 且此阶段属于返青初期, 株高变化仍较小, 故选取从 3 月 2 日—5 月 5 日的实测数据用于拟合), 结果见图 2(b), 各处理曲线均呈先下凹后上凸的“S”形, 曲线下部较为平缓、斜率较小, 曲线中部斜率最大、增长最快, 曲线上部增

长速度开始变慢, 各处理拐点发生在返青后的第 25 天左右, 表明不同水分处理对冬小麦进入快速生长的时间影响不大。3 个处理 R^2 均在 0.99 以上, T70、T60、T50 处理的 RMSE 分别为 2.09、2.69、2.53 cm, 拟合情况较好, 与实测结果相符。Logistic 生长曲线表明, 返青后冬小麦株高变化遵循 T70 处理>T60 处理>T50 处理, 且该规律从返青期后一直持续到生育期结束。

冬小麦全生育期农田日蒸散量变化见图 2(c), 全生育期共计 217 d。冬小麦蒸散量随生育期推进呈单峰曲线变化(图 2), 不同处理日实际蒸散量最小值和最大值出现时间不一致, 但最小值均出现在生长初期, 最大值均出现在生长中期。生长初期冬小麦叶面积很小, 主要是土壤蒸发, 因而蒸散量较小, 而在生长中期, 因为灌溉, 小麦生长较为迅速, 叶面积迅速增大, 导致蒸散量达到峰值。蒸渗仪实测 T70、T60、T50 处理冬小麦全生育期农田蒸散总量(2020 年 10

月 23 日—2021 年 5 月 27 日)分别为 476.58、420.66、378.31 mm, 本研究中用于与后文模型对比的 T70、T60、T50 处理的蒸散总量(2020 年 11 月 2 日—2021 年 5 月 27 日)分别为 460.40、405.22、362.56 mm。生长初期(2020 年 10 月 23 日—2021 年 2 月 20 日)日蒸散量相对较低, 除播种初期有短时间的日蒸散量较大的情况外, 各处理蒸散量均低于 2 mm/d, T70、T60、T50 处理的日均蒸散量分别为 0.82、0.74、0.73 mm, 受冻土影响, 整个越冬期蒸散量均维持在较低水平。进入快速生长期后冬小麦蒸散量呈迅速增加的趋势, 但在返青初期蒸散量有所回落, 主要是由连续的降水所导致。冬小麦耗水高峰期主要是在生长期中(4 月 16 日—5 月 15 日), T70、T60、T50 处理的日

蒸散量平均值分别为 5.79、5.19、4.23 mm。T70、T60、T50 处理的生长中期累计蒸散量分别为 185.39、166.33、135.63 mm, 分别占全生育期总蒸散量的 38.9%、39.5%、35.8% (表 3)。T60、T50 处理在生长初期蒸散量都比较接近, 但在快速生长阶段 T60 处理耗水量高于 T50 处理, 且总体来看, 除生长初期外, 3 个处理在各个阶段的耗水量均满足 T70 处理>T60 处理>T50 处理, 主要是由于不同的水分胁迫处理使冬小麦群体密度产生差异, 各处理长势规律满足 T70 处理>T60 处理>T50 处理, 因此随着土壤表层含水量不断降低, 蒸散量主要来源于蒸腾作用, 群体密度越大的处理蒸散量也越高。

表 3 不同处理下冬小麦不同生育时期蒸散总量及其在全生育期蒸散总量中的占比情况

处理	全生育期	生长初期		快速生长期		生长中期		生长末期	
		蒸散量/mm	占比/%	蒸散量/mm	占比/%	蒸散量/mm	占比/%	蒸散量/mm	占比/%
T70	476.58	99.28	20.8	165.50	34.7	185.39	38.9	26.41	5.5
T60	420.66	89.65	21.3	142.15	33.7	166.33	39.5	22.53	5.4
T50	378.31	89.10	23.5	134.53	35.5	135.63	35.8	19.04	5.0

2.2 蒸散量估算模型建立

2.2.1 单作物系数模型的建立

单作物系数模型中, 初期作物系数 $k_{c\ ini}$ 的确定需要通过湿润事件的时间间隔, 平均降雨量以及 ET_0 进行修正, $k_{c\ mid}$ 亦需要利用气象数据采用相关公式修正, 本研究中 $k_{c\ end}$ 由于查表所得的 $k_{c\ end}$ 值小于 0.45, 故

无须修正。最终确定 $k_{c\ ini}=0.69$, $k_{c\ mid}=1.14$, $k_{c\ end}=0.3$ 。最后, 在考虑 k_c 的修正后, 单作物系数模型拟合冬小麦蒸散量结果见图 3。由图 3 可知, 单作物系数模型模拟值在生长初期具有较大的波动性, 且在生长初期的后半段模拟值大多高于实测值, 这跟这一阶段较大的 ET_0 有关。

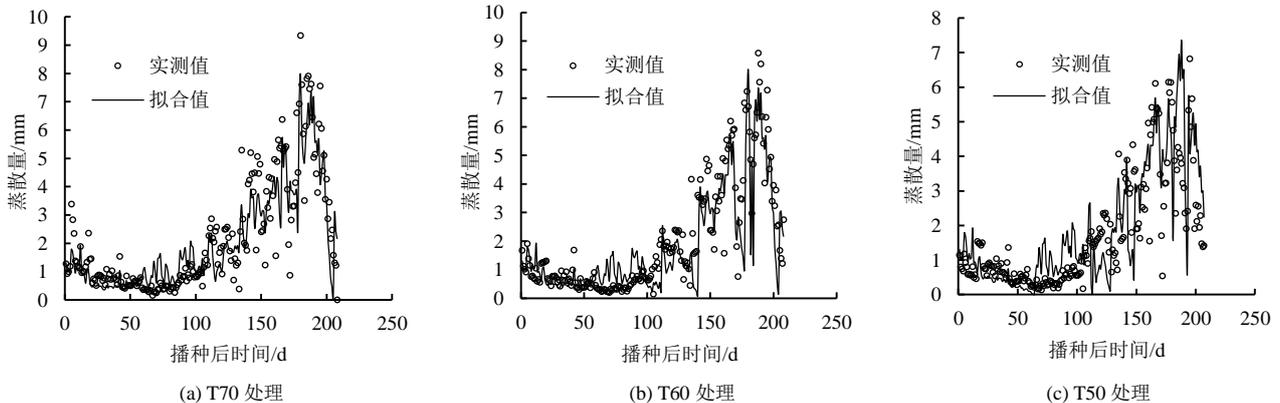


图 3 不同处理单作物系数模型拟合结果

Fig.3 Simulation results of single crop coefficient model with different treatments

2.2.2 双作物系数模型的建立

双作物系数模型计算蒸散量过程见下文, 双作物系数模型输入的基本参数包括: 气象、土壤、作物及灌溉数据。参照 FAO56 给定初始参数包括: 基础作物系数 k_{cb} (生长初期、生长中期、生长末期)、土壤水分消耗比率 p (生长初期、快速生长期、生长中期、生长后期)、蒸发层深度 Z_e 、总蒸发水量 (TEW) 和易蒸发水量 (REW) 等参数。采用试错法调整相关参数, 一般是先调整土壤参数, 再调整作物参数, 直到

模拟值和实测值比较接近为止。以 T60 处理为例, 对各初始参数确定过程进行必要说明:

1) 基础作物系数 k_{cb} 初始值的确定

根据 FAO56, 在标准气象条件下 ($RH_{\min} \approx 45\%$, $u_2 \approx 2\text{ m/s}$), 冬小麦(冻土) k_{cb} 的各阶段推荐值分别为 $k_{cb\ ini}$ (推荐值)=0.15~0.5, $k_{cb\ mid}$ (推荐值)=1.1, $k_{cb\ end}$ (推荐值)=0.15~0.3, 其中生长初期冠层覆盖度小于 10%时, $k_{cb\ ini}$ 可取 0.15, 而 $k_{cb\ mid}$ 、 $k_{cb\ end}$ 还需根据当地实测气象数据对推荐值进行修正, 其中, 生

长末期基础作物系数 $k_{cb\ end}$ (推荐值) < 0.45 , 可不作修正 (本研究中 $k_{cb\ end}$ 取 0.2 作为初始值), 故只需对 $k_{cb\ mid}$ (推荐值) 进行修正, 修正计算式为:

$$k_{cb\ mid} = k_{cb\ mid}(\text{推荐值}) + [0.04(u_2 - 2) - 0.004(RH_{\min} - 45)] \left(\frac{h}{3}\right)^{0.3}, \quad (9)$$

式中: h 为生长中期的平均株高 (m); 修正后的基础作物系数 $k_{cb\ mid} = 1.089 \approx 1.1$ 。

2) 土壤水分消耗比率 p 初始值的确定

对于不同的作物, p 值不同。对于同一种作物而言, p 是大气蒸发力的函数。FAO-56 《Crop Evapotranspiration-Guidelines for Computing Crop Water Requirements》中指出, 当 $ET_c \approx 5 \text{ mm/d}$ 时, 冬小麦的推荐值为 $p = 0.55$; 当 $ET_c \neq 5 \text{ mm/d}$ 时, 可进行修正, 修正式为:

$$p = p_{\text{推荐值}} + 0.04(5 - ET_c). \quad (10)$$

3) Z_e 、 TEW 和 REW 初始值的确定

土壤表层蒸发的有效深度 Z_e 是未知量, FAO-56 的推荐取值范围为 0.1~0.15 m。 TEW 可通过有关公式直接计算, REW 与土壤质地有关, REW 取值范围在 8~11 cm。本文 Z_e 、 TEW 和 REW 初始值分别为 0.1 m、24 mm 和 10 mm。

表 4 为 T60 处理模型初始值和率定值 (以 2020—2021 年蒸渗仪冬小麦蒸散量数据进行率定), 其余处理过程类似, 不再赘述。

表 4 双作物系数模型参数初始值与率定值

Table 4 Parameter initial value and calibration value of dual crop coefficient model

模型参数	初始值	率定值
$k_{cb\ ini}$	0.15	0.2
$k_{cb\ mid}$	1.10	1.1
$k_{cb\ end}$	0.20	0.3
P_{ini}	0.72	0.8
P_{fast}	0.64	0.8
P_{mid}	0.55	0.8
P_{end}	0.62	0.8
Z_e/m	0.10	0.1
TEW/mm	24	25
REW/mm	10	10

调试后的拟合情况见图 4 (b)。T70 处理与 T50 处理结果见图 4 (a) 与图 4 (c)。双作物系数模型拟合结果良好, 双作物系数模型在生长初期的拟合曲线较为平稳, 基本能够反映冬小麦生育期蒸散量变化规律。但播种后 100 d 左右拟合效果较差, 拟合值低于实测值。

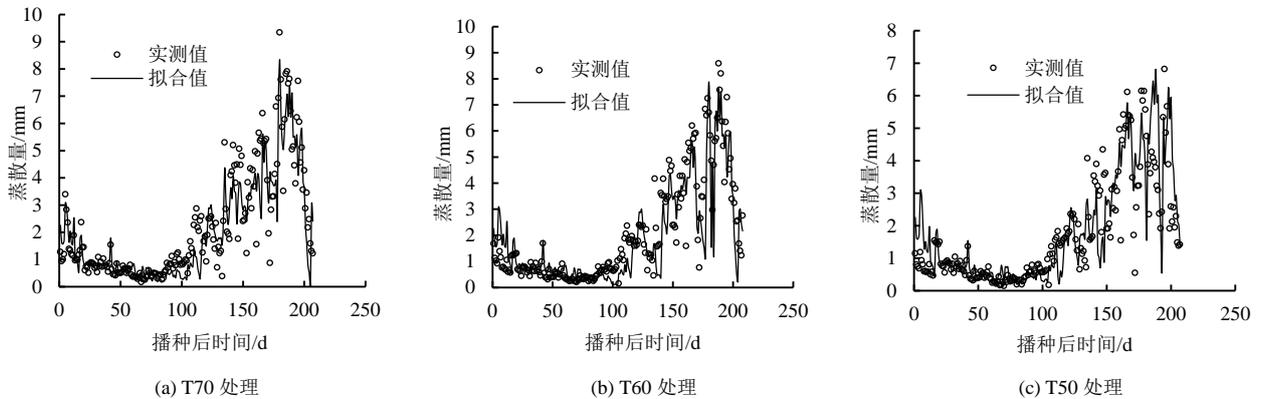


图 4 不同处理双作物系数模型率定结果

Fig.4 Calibration results of dual crop coefficient model with different treatments

2.2.3 BP 人工神经网络预测模型的建立

影响冬小麦蒸散量的因素众多, 本研究主要选取 T 、 RH 、 u_2 、 θ 、 LAI 、 VPD 和 R_n 作为 BP 人工神经网络的输入因子 (表 5), ET 为输出因子。经过反复训练, 本文所确定的 BP 人工神经网络隐含层节点数为 10, 故所建模型的网络拓扑结构为 7-10-1。用于模型建立时的训练集, 验证集与测试集数据占比分别为 70%、15% 和 15%。

以 T60 处理为例, 给出其 BP 神经网络学习情况, 其他处理不再赘述。T60 处理模型训练输出和目标输出的拟合情况见图 5, 拟合评价指标见表 5, 拟合结果良好。

表 5 BP 人工神经网络的输入因子和输出因子

Table 5 The input factors and output factor of BP Artificial neuron net

因子编码	因子名称
输出因子 ET	蒸散量
输入因子 T	空气温度
输入因子 RH	相对湿度
输入因子 u_2	平均风速
输入因子 θ	土壤含水率
输入因子 LAI	叶面积指数
输入因子 VPD	饱和水汽压差
输入因子 R_n	太阳净辐射

注 ET 为输出因子, 其他变量均为输入因子。

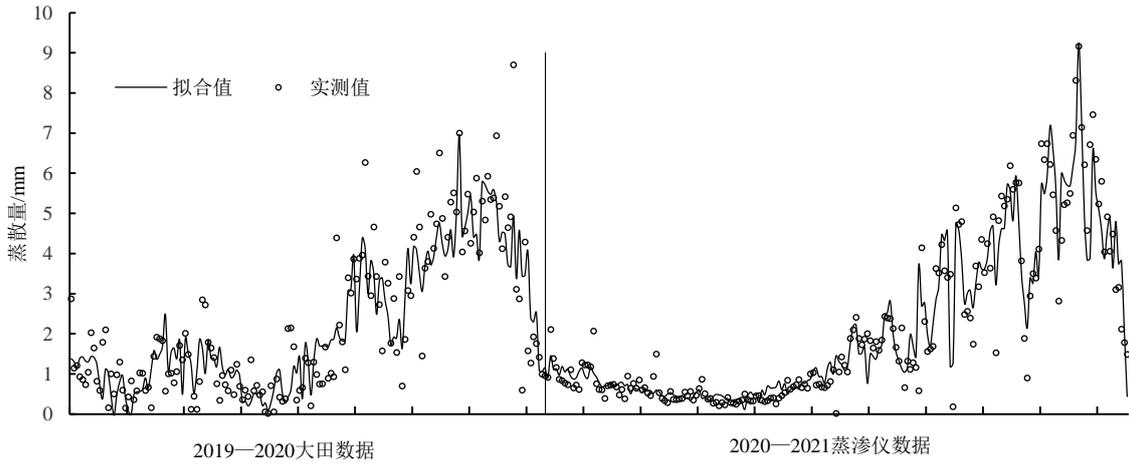


图5 T60处理BP神经网络模型训练结果

Fig.5 The result of BP Artificial neural network training of T60 treatment

表6 T60处理BP神经网络训练结果评价

Table 6 Evaluation of BP Artificial neural network training of T60 treatment

<i>b</i>	R^2	RMSE	AAE	<i>dIA</i>	NSE	RSR
0.923	0.847	0.604	0.567	0.959	0.847	0.310

2.3 模型验证及精度评价

本文给出T60处理的验证结果(图6),其他处理相关统计结果见表7。本文选用的*b*、 R^2 、RMSE、AAE和*dIA*是Ricard等^[9]推荐的误差统计量,新增NSE和RSR均为标准化的误差统计量。将其联合运用,可以更全面地对模型进行评价,对此前人已有相关实践^[30]。本研究以*b*、 R^2 、RMSE、AAE和*dIA*统计量为辅助指标,以NSE和RSR为主要指标,对3个模型的模拟结果进行比较。

不同模型各处理模拟效果详情见表7。由表7可知,不同处理双作物系数模型和BP神经网络模型的实测值与模拟值的*b*均在0.75以上,随水分胁迫程度的增加,各模型 R^2 呈减小趋势。模型误差项RMSE和

AAE范围分别在0.566~1.176、0.245~0.608 mm/d,处理间*dIA*均在0.95以上。

根据NSE与RSR,适宜水分处理下(T70),3种模型均适用,且均有较好的模拟效果,其中BP神经网络模型(NSE=0.823,RSR=0.423)模拟效果最优,双作物系数模型(NSE=0.818,RSR=0.428)次优,单作物系数模型(NSE=0.793,RSR=0.458)效果稍弱;轻度水分胁迫处理下(T60处理),BP神经网络模型模拟效果最好(NSE=0.872,RSR=0.360),双作物系数模型(NSE=0.729,RSR=0.523)与单作物系数模型(NSE=0.718,RSR=0.533)模拟效果次之,均为良好;中度水分胁迫处理下(T50处理),单作物系数模型与BP神经网络模型的RSR均大于0.7,模型不再适用,双作物系数模型的NSE和RSR仍在合理范围内,但其模拟效果一般(NSE=0.646,RSR=0.599)。综上所述,双作物系数模型在不同程度的水分胁迫处理下均适用;BP神经网络模型在适宜水分条件和轻度水分胁迫下的模拟效果更好。

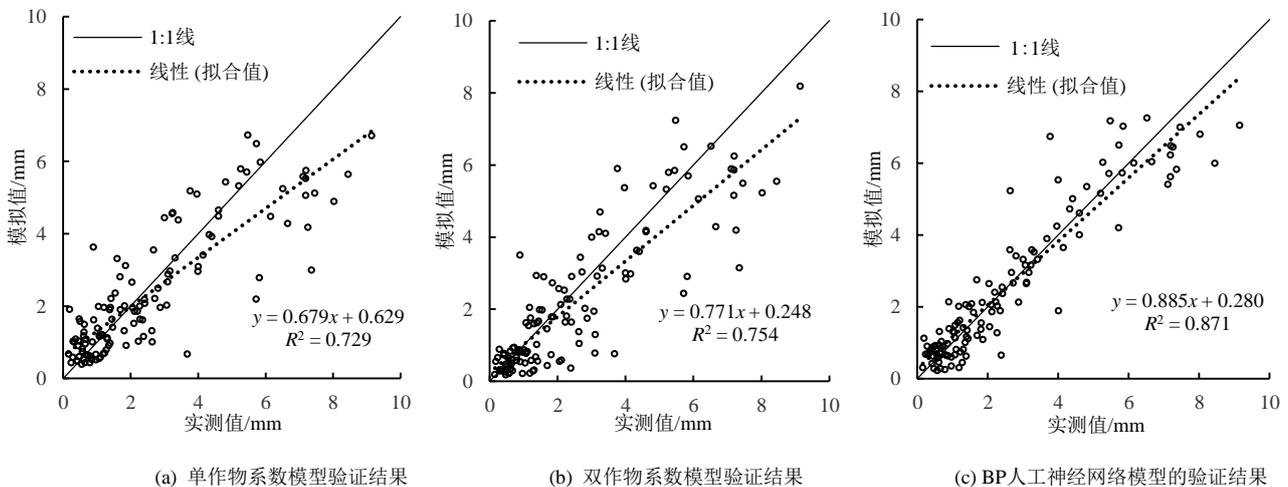


图6 T60处理不同模型验证结果

Fig.6 Validation results of different models with T60 treatment

表7 不同模型冬小麦蒸散量模拟结果评价

Table 7 Evaluation of evapotranspiration fitting results of winter wheat with different models

模型类型	处理	b	R^2	$RMSE$	AAE	dIA	NSE	RSR	模拟效果
单作物系数模型	T70	0.847	0.796	0.830	0.276	0.978	0.793	0.458	好
	T60	0.679	0.729	1.176	0.490	0.965	0.718	0.533	良好
	T50	0.688	0.515	0.748	0.608	0.955	0.381	0.792	差
双作物系数模型	T70	0.953	0.838	0.777	0.245	0.981	0.818	0.428	好
	T60	0.771	0.754	1.152	0.475	0.967	0.729	0.523	良好
	T50	0.860	0.701	0.566	0.431	0.975	0.646	0.599	一般
BP 神经网络模型	T70	0.842	0.907	0.767	0.272	0.981	0.823	0.423	好
	T60	0.885	0.872	0.793	0.335	0.986	0.872	0.360	好
	T50	0.896	0.611	0.664	0.489	0.966	0.511	0.703	差

3 讨论

单作物系数模型与双作物系数模型得出的蒸散量变化曲线具有较高的一致性，而使用 BP 神经网络模型波动性更大。初期与快速生长期的过渡段期间，单作物系数模型起伏大，且平均值高于实测值，这与该阶段大田较高的参考作物蒸散量 ET_0 有关，而此阶段双作物系数模型模拟值起伏较小且较为平稳，整体低于实测值，这与模型验证方式有一定的关系，本研究中双作物系数模型通过蒸渗仪的测量数据进行参数率定，而模型验证所使用的蒸散量数据来源于大田中安装的水分测量仪器所测得的含水率，根据土壤水量平衡法计算所得到的，实际含水率与蒸渗仪内存在一定差距，可能是导致该时期双作物系数模型模拟值较实测值偏低的原因。而 BP 神经网络在此阶段则没有太大的偏向，其运用了 2019—2020 年的大田蒸散量数据进行学习，相比于仅使用蒸渗仪进行率定的双作物系数模型和单作物系数模型而言，统计表现更好。

本研究中，双作物系数模型可以满足不同水分胁迫处理下的蒸散量估算。从模型评价指标的结果来看，同一水分胁迫处理下，与单作物系数模型相比，双作物系数模型具有更大的 NSE 和更小的 RSR ，表明同一水分胁迫处理下单作物系数模型估算效果弱于双作物系数模型，这与樊引琴等^[35]研究一致。本研究中 BP 神经网络模型在对冬小麦生长中期的模拟和预测时误差较大，而在生长初期和快速生长期误差则相对较小，除与输入与输出因子数量、种类，神经元个数以及隐含层数量有关，还与数据代表性有关^[25]，在所选用的数据中，生长初期与快速生长期冬小麦耗水量数据所占比例较大，样本数据分布不够均匀，使得神经网络训练结果稳定性还有所欠缺。针对影响作物蒸散特性的作物因子难以准确估量，仅使用叶面积

指数作为作物因子输入 BP 神经网络，采用线性插值方式得到的叶面积指数变化规律仍与作物实际生长情况存在一定的差异。因此，为提高预测精度及模型的实用性，还应进一步筛选或补充易获取的主要因子^[22]。

本文只研究了 3 种水分处理下冬小麦地上生长指标及蒸散量的变化规律，尚不能系统地完全阐释冬小麦生长及其蒸散耗水规律对水分胁迫的响应，故下一步研究还可以与更多的模型相比较，并设置更多的水分梯度以加强结论的科学性与系统性。

4 结论

1) 冬小麦蒸散量随生育期推进呈单峰曲线变化规律，蒸散高峰期主要是在生长中期（4月16日—5月15日），该时期不同处理日蒸散量平均值均在 5 mm 左右；随土壤水分胁迫程度的增加，冬小麦蒸散总量和各生长阶段蒸散量逐渐减少。

2) 双作物系数模型具有更大的适用范围，适用于不同水分胁迫处理，随胁迫程度的增加，模拟效果逐渐减弱；适宜水分条件和轻度水分胁迫处理下，BP 神经网络最优，双作物系数模型次优；中度水分胁迫情况下，双作物系数模型最优。

参考文献:

- [1] 颜玉倩, 何赵祥睿, 朱克云. 河南省冬小麦干旱指数特征分析及风险评估[J]. 农学报, 2021, 11(3): 12-19.
YAN Yuqian, HE Zhaoxiangrui, ZHU Keyun. Winter Wheat in Henan: Drought Index Characteristics and Risk Assessment[J]. Journal of Agriculture, 2021, 11(3): 12-19.
- [2] 秦欢欢, 孙占学, 高柏, 等. 气候变化影响下华北平原地下水可持续利用研究[J]. 灌溉排水学报, 2020, 39(1): 106-114.
QIN Huanhuan, SUN Zhanxue, GAO Bai, et al. Simulating dynamics of groundwater in north china plain under uncertain climate change[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2020, 39(1): 106-114.
- [3] 成林, 刘荣花, 申双和, 等. 河南省冬小麦干旱规律分析[J]. 气象与环境科学, 2007(4): 3-6.

- CHENG Lin, LIU Ronghua, SHEN Shuanghe, et al. Analysis of drought patterns of winter wheat in Henan Province[J]. *Meteorology and Environmental Sciences*, 2007(4): 3-6.
- [4] 雷媛, 刘战东, 张伟强, 等. 不同灌溉控制指标对冬小麦生长及耗水特性的影响[J]. *灌溉排水学报*, 2021, 40(4): 8-15.
- LEI Yuan, LIU Zhandong, ZHANG Weiqiang, et al. The effects of criteria used in irrigation control on growth and water consumption of winter wheat[J]. *Journal of Irrigation and Drainage*, 2021, 40(4): 8-15.
- [5] 张静, 王力, 韩雪, 等. 黄土塬区农田蒸散的变化特征及主控因素[J]. *土壤学报*, 2016, 53(6): 1 421-1 432.
- ZHANG Jing, WANG Li, HAN Xue, et al. Evapotranspiration of farmland on loess tableland and its major influencing factors[J]. *Journal of Soil Sciences*, 2016, 53(6): 1 421-1 432.
- [6] 胡程达, 方文松, 王红振, 等. 河南省冬小麦农田蒸散和作物系数[J]. *生态学杂志*, 2020, 39(9): 3 004-3 010.
- HU Chengda, FANG Wensong, WANG Hongzhen, et al. Evapotranspiration and crop coefficient of winter wheat cropland in Henan Province[J]. *Journal of Ecology*, 2020, 39(9): 3 004-3 010.
- [7] 高冠龙, 冯起, 刘贤德. 基于改进的双源模型模拟荒漠河岸胡杨林蒸散发[J]. *生态学报*, 2020, 40(10): 3 462-3 472.
- GAO Guanlong, FENG Qi, LIU Xiande. Simulating evapotranspiration of the desert riparian *Populus euphratica* Olive. forest based on an improved dual-source model[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2020, 40(10): 3 462-3 472.
- [8] 邱建让, 杜大生, 陈任强. 应用双作物系数模型估算温室番茄耗水量[J]. *水利学报*, 2015, 46(6): 678-686.
- QIU Rangjian, DU Taisheng, CHEN Renqiang. Application of the dual crop coefficient model for estimating tomato evapotranspiration in greenhouse[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2015, 46(6): 678-686.
- [9] RICARD D Rosa, PAULA Paredes, GONCALO C, et al. Implementing the dual crop coefficient approach in interactive software: 2. Model testing[J]. *Agricultural Water Management*, 2012, 103: 62-77.
- [10] 闫世程, 张富仓, 吴悠, 等. 滴灌夏玉米土壤水分与蒸散量 SIMDualKc 模型估算[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(16): 152-160.
- YAN Shicheng, ZHANG Fucang, WU You, et al. Estimation of drip irrigated summer maize soil water content and evapotranspiration based on SIMDualKc model[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017, 33(16): 152-160.
- [11] 李石琳. 基于涡度相关法和 SIMDualKc 模型的夏玉米水分利用效率及其影响因素研究[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2014.
- LI Shilin. Study on the Summer Maize Water Use Efficiency and Influencing Factors based on Eddy Covariance Method and SIMDual Kc Model[D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2014.
- [12] 刘渡, 李俊, 于强, 等. 涡度相关观测的能量闭合状况及其对农田蒸散测定的影响[J]. *生态学报*, 2012, 32(17): 5 309-5 317.
- LIU Du, LI Jun, YU Qiang, et al. Energy balance closure and its effects on evapotranspiration measurements with the eddy covariance technique in a cropland[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2012, 32(17): 5 309-5 317.
- [13] 汪秀敏, 申双和, 韩晓梅, 等. 大型称重式蒸渗仪测定的冬小麦农田的蒸散规律研究[J]. *气象与环境科学*, 2011, 34(4): 14-18.
- WANG Xiumin, SHEN Shuanghe, HAN Xiaomei, et al. Study on evapotranspiration of the winter wheat measured by large-scale weighting lysimeter[J]. *Meteorology and Environmental Science*, 2011, 34(4): 14-18.
- [14] LIU Chunwei, CUI Ningbo, GONG Daozhi, et al. Evaluation of seasonal evapotranspiration of winter wheat in humid region of East China using large-weighted lysimeter and three models[J]. *Journal of Hydrology*, 2020, 590: 125 388.
- [15] LÓPEZ-URREA R, SÁNCHEZ J.M, DELA F, et al. Evapotranspiration and crop coefficients from lysimeter measurements for sprinkler-irrigated canola[J]. *Agricultural Water Management*, 2020, 239: 106 260.
- [16] 李杰, 吴杨焕, 陈锐, 等. 基于大型称重式蒸渗仪研究北疆滴灌麦田蒸散量[J]. *作物学报*, 2016, 42(7): 1 058-1 066.
- LI Jie, WU Yanghuan, CHEN Rui, et al. Measurement of evapotranspiration for drip-irrigated winter wheat using large weighing lysimeter in Northern Xinjiang[J]. *Crop Journal*, 2016, 42(7): 1 058-1 066.
- [17] 张宝珠, 王仰仁, 李金玉, 等. 基于称重式蒸渗仪的春玉米蒸散量研究[J]. *灌溉排水学报*, 2021, 40(11): 17-25.
- ZHANG Baozhu, WANG Yangren, LI Jinyu, et al. Evapotranspiration from maize studied using weighing lysimeters[J]. *Journal of Irrigation and Drainage*, 2021, 40(11): 17-25.
- [18] 赵娜娜, 刘钰, 蔡甲冰, 等. 双作物系数模型 SIMDual_Kc 的验证及应用[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(2): 89-95.
- ZHAO Nana, LIU Yu, CAI Jiabing, et al. Validation and application of dual crop coefficient model SIMDual_Kc[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2011, 27(2): 89-95.
- [19] 刘月娥, 徐田军, 赵久然, 等. 基于称重式蒸渗仪的玉米耗水特性及影响因素研究[J]. *玉米科学*, 2019, 27(4): 109-114.
- LIU Yue'e, XU Tianjun, ZHAO Jiuran, et al. Study on the characteristics of maize water consumption and its influencing factors based on weighing lysimeter[J]. *Maize Science*, 2019, 27(4): 109-114.
- [20] 胡程达, 刘荣花, 张永录. 不同水分条件下冬小麦农田蒸散研究[J]. *江苏农业科学*, 2016, 44(7): 484-487.
- HU Chengda, LIU Ronghua, ZHANG Yonglu. Research on farmland evapotranspiration of winter wheat under different water conditions[J]. *Jiangsu Agricultural Science*, 2016, 44(7): 484-487.
- [21] 姚瑶, 唐婉莹, 袁宏伟, 等. 基于称重式蒸渗仪的淮北平原冬小麦蒸散估算模型的本地化[J]. *麦类作物学报*, 2020, 40(6): 737-745.
- YAO Yao, TANG Wanying, YUAN Hongwei, et al. Calibration of evapotranspiration for winter wheat based on the value of weighing lysimeter measurements in Huaibei Plain[J]. *Journal of Wheat Crops*, 2020, 40(6): 737-745.
- [22] 韩永贵, 高阳, 韩磊, 等. 基于模糊规则的人工神经网络模拟新疆杨蒸腾耗水[J]. *应用生态学报*, 2020, 31(5): 1 525-1 534.
- HAN Yonggui, GAO Yang, HAN Lei, et al. Modeling water consumption of *Populus bolleana* by artificial neural network based on fuzzy[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2020, 31(5): 1 525-1 534.
- [23] 盖志远, 孙西欢, 马娟娟, 等. 深层灌水条件下基于 BP 神经网络方法的冬小麦根系分布预测模型[J]. *节水灌溉*, 2019(7): 41-44, 55.
- GAI Zhiyuan, SUN Xihuan, MA Juanjuan, et al. BP artificial neural network prediction model for winter wheat root distribution under deep irrigation conditions[J]. *Water Saving Irrigation*, 2019(7): 41-44, 55.
- [24] 郑重, 马富裕, 李江全, 等. 基于 BP 神经网络的农田蒸散量预报模型[J]. *水利学报*, 2008(2): 230-234.
- ZHENG Zhong, MA Fuyu, LI Jiangquan, et al. Analysis on failure stress in concrete due to corrosion of rebar under bidirectional loading[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2008(2): 230-234.
- [25] 陈博, 欧阳竹. 基于 BP 神经网络的冬小麦耗水预测[J]. *农业工程学报*, 2010, 26(4): 81-86.
- CHEN Bo, OU Yangzhu. Prediction of winter wheat evapotranspiration based on BP neural networks[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2010, 26(4): 81-86.
- [26] 王怡宁, 张晓萌, 路璐, 等. 通径分析结合 BP 神经网络方法估算夏玉米作物系数及蒸散量[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(7): 109-116.
- WANG Yining, ZHANG Xiaomeng, LU lu, et al. Estimation of crop coefficient and evapotranspiration of summer maize by path analysis combined with BP neural network[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, 36(7): 109-116.
- [27] 谢家兴, 高鹏, 孙道宗, 等. 基于长短期记忆的柑橘园蒸散量预测模型[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(S2): 351-356.
- XIE Jiaying, GAO Peng, SUN Daozong, et al. Modeling on prediction

- of evapotranspiration of citrus orchard based on LSTM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(S2): 351-356.
- [28] ALLEN R G, PEREIRA L S, RAES D, et al. Crop Evapotranspiration: Guidelines for Computing Crop Water Requirements[M]. Rome: FAO Irrigation and Drainage Publications No.56, 1998.
- [29] 杨鹏举. 绿洲膜下滴灌棉田水热碳通量实验与模拟研究[D]. 北京: 清华大学, 2016.
- YANG Pengju. Experiment and simulation of water heat and carbon flux in cotton field under drip irrigation in oasis[D]. Beijing: Tsinghua University, 2016.
- [30] 王子申, 蔡焕杰, 虞连玉, 等. 基于 SIMDualKc 模型估算西北旱区冬小麦蒸散量及土壤蒸发量[J]. 农业工程学报, 2016, 32(5): 126-136.
- WANG Zishen, CAI Huanjie, YU Lianyu, et al. Estimation of evapotranspiration and soil evaporation of winter wheat in arid region of Northwest China based on SIMDualKc model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(5): 126-136.
- [31] ZHANG Huimeng, HUANG Guanhua, XU Xu, et al. Estimating evapotranspiration of processing tomato under plastic mulch using the SIMDualKc Model[J]. Water, 2018, 10(8): 1 088.
- [32] DINGRE S K, GORANTIWAR S D. Determination of the water requirement and crop coefficient values of sugarcane by field water balance method in semiarid region[J]. Agricultural Water Management, 2020, 232: 106 042.
- [33] 龚雪文, 刘浩, 孙景生, 等. 基于双作物系数法估算不同水分条件下温室番茄蒸发蒸腾量[J]. 应用生态学报, 2017, 28(4): 1 255-1 264.
- GONG Xuewen, LIU Hao, SUN Jingsheng, et al. Modeling evapotranspiration of greenhouse tomato under different water conditions based on the dual crop coefficient method[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2017, 28(4): 1 255-1 264.
- [34] 杨丽, 林鹏飞, 刘苗苗, 等. 新疆博斯腾湖流域气候变化对参考作物蒸散影响研究[J]. 灌溉排水学报, 2018, 37(S1): 80-86.
- YANG Li, LIN Pengfei, LIU Miaomiao, et al. Influence of climate change on reference crop evapotranspiration in bosten lake basin, Xinjiang[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2018, 37(S1): 80-86.
- [35] 樊引琴, 蔡焕杰. 单作物系数法和双作物系数法计算作物需水量的比较研究[J]. 水利学报, 2002(3): 50-54.
- FAN Yingqin, CAI Huanjie. Comparative study on crop water requirement by single crop coefficient method and double crop coefficient method[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2002(3): 50-54.

The Effects of Soil Water on Accuracy of Different Methods for Calculating Evapotranspiration from Winter Wheat Field

JING Feng^{1,2}, DUAN Aiwan^{1*}, ZHANG Yingying¹, LOU He³,
GONG Wenjun⁴, SUN Mengqiang⁴, LIU Zhandong^{1*}

(1. Farmland Irrigation Research Institute, Chinese Academy of Agricultural Sciences/

Ministry of Agriculture Key Laboratory of Crop Water Requirement and Regulation, Xinxiang 453002, China;

2. Graduate School of the Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China;

3. Henan Weisheng Electric Appliance Co. LTD, Xingxiang 450001, China;

4. Henan Jiaozuo Guangli Irrigation District Administration Bureau, Qingyang 454550, China)

Abstract: 【Objective】 Evapotranspiration from farmlands is an important component in the hydrological cycle, and it varies with many factors. The aim of this paper is to present an experimental study on the impact of soil water on reliability of different methods commonly used in the literature to calculate evapotranspiration from cropped fields. 【Method】 The experiment was conducted using large lysimeters with winter wheat used as the model plant. It consisted of three soil water treatments, achieved by criteria for irrigation: Resuming irrigation whenever the soil water content in the root zone dropped to 70% (T70), 60% (T60) and 50% (T50) of the field water capacity, respectively. The evapotranspiration in each treatment was calculated by methods using a single crop coefficient, dual crop coefficient, and the BP artificial neural network, respectively. 【Result】 With an increase in water stress due to the reduced irrigation, the total evapotranspiration and seasonable evapotranspiration at different growth stages decreased. Comparison with measured results from the lysimeters showed that the accuracy of the three models varied with soil water content. Under moderate water stress (T50), only did the method using dual crop coefficient reproduce the measured evapotranspiration reasonably well with $NSE=0.646$ and $RSR=0.599$. Under mild water stress (T60), the BP artificial neural network model worked better with $NSE=0.872$ and $RSR=0.360$, followed by the dual crop coefficient model with $NSE=0.729$, $RSR=0.523$. When there was a limited or without water stress (T70), all three methods accurately reproduced the measured evapotranspiration. 【Conclusion】 On average, the model using dual crop coefficient is more suitable for estimating evapotranspiration of winter wheat grown in soils under different water stress.

Key words: winter wheat; large lysimeters; water stress; evapotranspiration; crop coefficient

责任编辑: 白芳芳