

基于水分利用率与光合速率的温室作物需水模型研究

胡 瑾^{1,2} 隆星月¹ 邓一飞¹ 完香蓓^{1,2} 李 斌^{1,2} 吴华瑞³

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100;

2. 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西杨凌 712100; 3. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097)

摘要: 提出一种融合水分利用率(Water use efficiency, WUE)和光合速率的温室作物需水模型构建方法。在获取不同温度、光量子通量密度、CO₂浓度和土壤含水率嵌套条件下番茄净光合速率和WUE的基础上,基于径向基神经网络(Radial basis function, RBF)构建光合速率和WUE预测模型;继而获取不同环境嵌套条件下的光合速率对土壤含水率的响应曲线,利用U弦长曲率法获取光合速率约束下的土壤含水率调控适宜区间;在此区间内,基于WUE预测模型,以水分利用率最大为目标,利用粒子群算法(Particle swarm optimization, PSO)获取土壤含水率调控目标值;最后,利用支持向量机回归算法(Support vector regression, SVR)建立作物需水模型。结果表明,需水模型的训练精度为0.996 9,测试精度为0.978 8,均方根误差为0.23%,拟合效果良好。与单一考虑光合效率最优的模型相比,本模型WUE平均提高15.22%,土壤含水率平均下降12.76%,光合速率平均下降4.05%。说明融合WUE-光合速率的需水模型能兼顾作物需求和经济效益,可为温室土壤含水率的精准调控提供理论依据。

关键词: 温室; 作物需水模型; 水分利用率; 光合速率; 土壤含水率

中图分类号: S625.5 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2020)10-0362-09

OSID:



Water Demand Model for Greenhouse Crops Considering Water Use Efficiency and Photosynthetic Rate

HU Jin^{1,2} LONG Xingyue¹ DENG Yifei¹ WAN Xiangbei^{1,2} LI Bin^{1,2} WU Huarui³

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling, Shaanxi 712100, China

3. National Agricultural Information Technology Research Center, Beijing 100097, China)

Abstract: A method for building a water demand model that considered both water use efficiency (WUE) and photosynthetic rate for greenhouse crops was proposed. Firstly, a nested experiment was performed to measure the photosynthetic rate and WUE of tomato under different combinations of temperatures, photosynthetic photon flux densities (PPFD), CO₂ concentrations and soil moisture. Secondly, the photosynthetic rate prediction model and WUE prediction model were established by using the radial basis function (RBF) algorithm. On this basis, the response curve of photosynthetic rate to soil moisture was obtained. Then, the optimal soil moisture ranges under certain environmental conditions were found by applying the U-chord discrete curvature algorithm and particle swarm optimization (PSO) algorithm. At last, the water demand model was established based on the support vector machine regression (SVR) algorithm. The results showed that the model was of high accuracy, with determination coefficient of 0.996 9, and mean square error of 0.23%. Compared with the water demand model that only considered photosynthetic rate, this model increased the WUE by 15.22% on average, while the soil moisture and the photosynthetic rate were decreased by 12.76% and 4.05% on average, respectively. These results proved that the crop water demand model proposed can take good account of both crop demand and agricultural water consumption, and provide a theoretical basis for the dynamic and efficient soil moisture regulation of greenhouse crops.

Key words: greenhouse; water demand model; water use efficiency; photosynthetic rate; soil moisture

收稿日期: 2020-06-15 修回日期: 2020-07-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(31671587)、陕西省重点研发计划项目(2018TSCXL-NY-05-02)、国家大宗蔬菜产业技术体系岗位专家项目(CARS-23-C06)、北京市科技计划项目(Z191100004019007)、西安市科技计划项目(201806117YF05NC13(4))和国家级大学生创新创业训练计划项目(201910712103)

作者简介: 胡瑾(1980—),女,副教授,主要从事设施光环境调控和智能信息处理研究,E-mail: hujin007@nwsuaf.edu.cn

通信作者: 吴华瑞(1975—),男,研究员,主要从事农业物联网、农业大数据技术和农业智能系统研究,E-mail: wuhr@nrcita.org.cn

0 引言

水是绿色植物进行光合作用的重要原料,土壤水是作物水分的主要来源,光合速率与土壤含水率状况密切相关^[1-2],适宜的水分有利于作物生长,胁迫或过量状态均会对作物产生不良影响。水分胁迫下,作物的气孔密度随水分胁迫程度加重而呈现持续降低趋势,叶绿素荧光参数下降,CO₂吸收受阻,从而降低光合速率^[3-6];过量的水分会抑制根系呼吸,打破生殖生长和营养生长之间的平衡,导致光合速率下降,植株生长受阻^[7]。因此,高效灌溉对于提升水资源利用率及营造有利于作物生长发育和物质积累的土壤水分环境至关重要。

近年来,针对高效灌溉系统的研究已成为设施调控领域的研究热点。许景辉等^[8]提出了基于 PID 控制参数优化后的智能灌溉系统,于浩等^[9]设计了基于 32 单片机控制的智能灌溉系统,杨帆等^[10]设计了基于 ZigBee 的蔬菜大棚自动灌溉系统。文献[8-10]可以实现灌溉时间和灌溉量的最优控制,在很大程度上提高了灌溉效率,为温室作物的精准灌溉提供了硬件支撑。但这样的闭环灌溉系统只进行了定量精准灌溉,未能实现基于作物需求的灌溉量精准智能决策。同时相关研究表明,作物需水规律与环境条件之间有密切关联^[11],植物不同生育期内 WUE 和光合速率对土壤水分响应规律也存在明显差异^[12-14]。因此,融合多环境因子、建立 WUE-光合速率耦合的作物需水模型、探寻适宜作物生长的土壤含水率,已成为设施农业中土壤水分环境高效调控亟待解决的问题。

在作物需水调控模型方面已有了大量的研究成果。张学科等^[15]研究了不同灌溉方式下番茄水分利用效率(WUE)的差异,发现不同灌溉方式的土壤含水率差异明显,并以水分利用率最优为目标进行灌溉决策;王培娟等^[16]建立了不同土壤水分对作物叶片光合速率影响模型,以光合速率最优为目标对作物不同发育阶段进行多等级水分控制。上述模型为灌溉量的精准智能决策提供了理论依据,但是只考虑了 WUE 或光合速率单一因素对作物需水模型的影响^[17]。大量研究表明,作物光合速率和 WUE 之间存在明显的土壤水分阈值效应,并且各指标水分临界值表现不同步^[18-20]。因此,综合考虑 WUE-光合速率对作物需水量的影响,以满足光合效益的同时提高 WUE 为目标,建立多环境因子耦合的需水模型是实现智能决策和精准灌溉的关键。

本文构建基于 RBF 的光合速率与 WUE 预测模型,在不同温度、光量子通量密度和 CO₂浓度组合条

件下计算土壤含水率响应曲线离散曲率,并构造调控区间,在该区间内基于粒子群寻优算法获取 WUE 最大点,以其对应的土壤含水率为调控值,利用 SVR 算法构建融合 WUE-光合速率的需水模型,以期为温室土壤含水率的精准调控和节本增效提供定量依据。

1 材料与方法

试验于 2019 年 4 月在西北农林科技大学北校区农业农村部农业物联网重点实验室进行,供试的番茄品种为“中研 TV-1”。在试验期间,将试验材料放置于培养箱中正常培养,育苗基质为农业育苗专用基质(Pindstrup substrate,丹麦),其有机质质量分数为 50% 以上,基质孔隙度约 60%,pH 值为 6~7。在幼苗培育期间,选取 16 株长势良好且苗龄相近的幼苗进行 4 组不同土壤含水率梯度灌溉,培养至能产生明显的土壤含水率梯度。产生明显梯度后,待番茄幼苗长至六叶一心,在每组中随机选择一株长势均匀的幼苗进行光合速率及蒸腾速率的测试。试验期间,不喷洒任何农药和激素。

采用美国 LI-COR 公司的 LI-6800 型便携式光合速率测试仪测定不同土壤含水率、温度、光量子通量密度和 CO₂浓度耦合条件下番茄幼苗的光合速率和蒸腾速率,并计算得相应 WUE。试验数据采集在 09:00—17:30 进行,选自顶叶往下的第 4 片功能叶作为试验样本。在试验过程中使用光合速率测试仪的多个子模块控制叶室环境参数,利用控温模块设定温度为 18、23、28、33℃ 4 个梯度,利用 CO₂注入模块设定 CO₂浓度为 400、700、1 000 μmol/mol 3 个梯度,利用 LED 光源模块设定光量子通量密度为 0、50、100、200、500、800 μmol/(m²·s) 6 个梯度。同时依靠外部浇水来维持土壤含水率,采用 EC-5 型含水率传感器对土壤含水率进行动态监测,通过无线传感器网络土壤含水率每秒返回一次与试验设置的土壤含水率进行比较。为了避免滴灌系统频繁开启设置一个 3% 的容忍范围,当土壤含水率小于试验设置土壤含水率梯度(超过 3%)时,单片机通过控制继电器开启水泵和电磁阀,通过一段小的滴灌方式进行灌溉,当传感器测得的土壤含水率等于设定值时,单片机通过控制继电器关闭水泵和电磁阀停止灌溉。其中,土壤含水率控制在 10%、20%、30%、40% 4 个梯度。最终获取不同土壤含水率、温度、CO₂浓度和光量子通量密度嵌套条件下的番茄幼苗净光合速率及 WUE 共 288 组试验数据。

2 模型构建

本文分 4 步构建作物需水模型。首先基于试验

数据采用 RBF 神经网络方法建立光合速率和 WUE 预测模型;其次根据光合预测模型获取不同环境条件嵌套下的光合速率对土壤含水率的响应曲线,并采用 U 弦长曲率法计算响应曲线的曲率从而获取土壤含水率调控区间;然后,在获取的调控区间内基于粒子群寻优算法获得土壤含水率调控目标值;最后,根据调控目标值,基于 SVR 算法建立需水模型。以番茄幼苗为例,提出了针对番茄幼苗需水规律的建模方法,证明了对番茄幼苗土壤水分环境预测的可行性,可以按照本文的建模方法构建番茄任一时期的需水模型。

2.1 多环境因子耦合的预测模型

基于试验样本利用 RBF 神经网络建立光合速率预测模型。RBF 是一种 3 层结构的神经网络,由输入层、隐含层和输出层组成。数据经过输入层输入后,在隐含层中通过径向基函数进行非线性映射,进而从线性不可分的低维空间转换到线性可分的高维空间,最后在输出层进行线性计算得到网络输出值。首先,为了避免特征向量的量纲不同导致的误差,将 288 组试验数据集进行归一化处理,然后按 8:2 的比例划分训练集和测试集。其次,确定径向基函数的扩展速度,速度越大,函数拟合越光滑但逼近误差会变大;速度越小,函数的逼近越精确但逼近过程会不平滑,通过多次训练和经验计算得到训练效果最佳的速度为 10。最后,将环境温度、光量子通量密度、CO₂ 浓度、土壤含水率作为模型输入,光合速率作为输出,利用 RBF 算法构建多因子耦合的光合速率预测模型,具体流程如图 1 所示。采用上述相同的构建方法,将环境温度、光量子通量密度、CO₂ 浓度、土壤含水率作为模型输入,对应的 WUE 作为输出,构建基于 RBF 网络的 WUE 预测模型。

2.2 基于 U 弦长曲率法获取土壤含水率调控区间

针对设施内空气温度、CO₂ 浓度、光量子通量密度不同时,作物最优光合速率以及所需土壤水分差异性显著的特点,基于光合速率预测模型,利用离散曲率理论探寻光合速率约束条件下的土壤含水率调控区间。在土壤含水率对光合速率的响应曲线中,曲率明显增大的点代表了土壤含水率对净光合速率影响程度由强到弱的特征点,在曲率特征点到极值点之间的光合速率处于较高水平。将曲率特征点作为含水率调控区间下限点;将曲率极值点作为含水率调控区间上限点,以此构建土壤含水率调控区间。

基于已构建的光合速率预测模型,获取不同温度、CO₂ 浓度和光量子通量密度嵌套条件下的土壤含水率

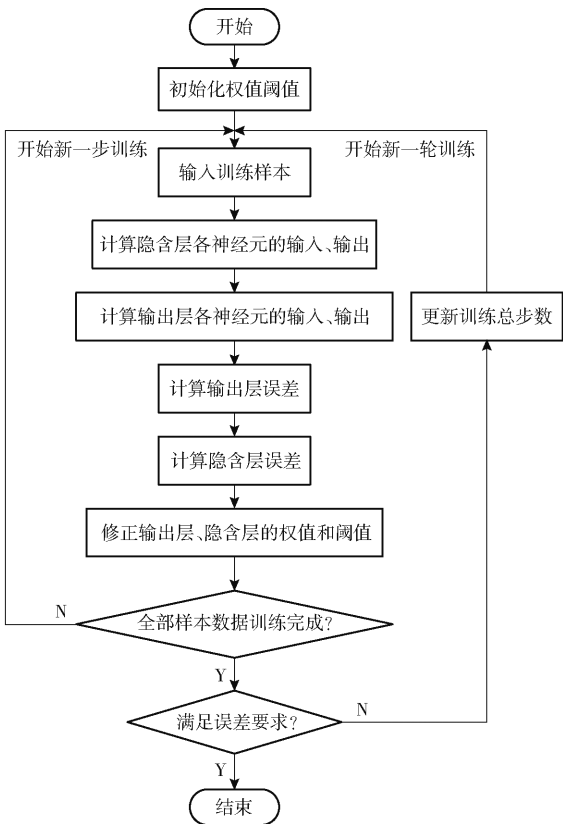


图 1 基于 RBF 的光合速率预测模型流程图

Fig. 1 Flowchart of photosynthetic rate prediction model based on RBF

响应曲线。温度以 1℃ 为步长在区间 18 ~ 33℃ 内进行实例化; CO₂ 浓度以 100 μmol/mol 为步长在区间 400 ~ 1 000 μmol/mol 内进行实例化;弱光环境下作物水分需求不高,因此光量子通量密度以 100 μmol/(m²·s) 为步长在区间 200 ~ 800 μmol/(m²·s) 内进行实例化,最终累计获取 784 条不同环境嵌套条件下的土壤含水率响应曲线。在每条土壤含水率响应曲线中,土壤含水率以 1% 为步长在 10% ~ 40% 区间内取值,因此获取的每条响应曲线均为离散点构成的数字曲线。

U 弦长曲率法相比其他曲率计算方法,具有抗旋转性、抗噪性、精度高等特点,本文采用 U 弦长曲率法计算土壤含水率响应曲线的离散曲率^[21]。U 弦长曲率法的基本思想是:对于参数 U ,在曲线当前点处按照欧氏距离确定该点的支持领域,并应用曲线精化策略即线性插值^[22]改进计算精度,由此计算离散曲率。首先,输入参数 U 和当前点 $P_i = (x, y)$;从当前点分别向前向后遍历寻找首个与当前点欧氏距离大于 U 的离散点作为当前点的初步支持领域,由于数字曲线的离散特征近似满足约束条件,为此采用隐式精化数字曲线策略提高计算的准确性,从而得到当前点的最终支持领域 $[P_i^b, P_i^f]$ 。图 2 描述了 U 弦长曲率支持领域的确定方法。

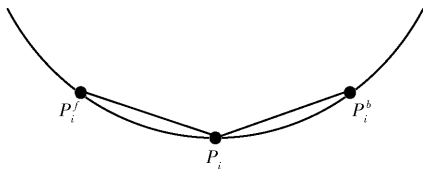


图 2 P_i 的支持领域

Fig.2 Supporting area of P_i

在最终确定的支持领域内,用与支持领域的前后臂矢量夹角相关的一个余弦作为离散曲率,计算式为

$$c_i = \pm \sqrt{1 - \left(\frac{D_i}{2U}\right)^2} \tag{1}$$

式中 c_i ——离散曲率

D_i —— P_i^b 、 P_i^f 两点间的欧氏距离

计算出各响应曲线的离散曲率后,记录曲率特征点和极大值点对应的土壤含水率,构建土壤含水率调控区间。

2.3 基于粒子群算法获取土壤含水率调控值

在土壤含水率调控区间内,基于 WUE 预测模型利用粒子群寻优算法获取 WUE 最高点对应的土壤含水率,以此作为调控目标值。粒子群算法从随机解出发,通过迭代寻找最优解,具有易实现、精度高、收敛快等优点^[23]。以 WUE 作为适应度函数,确定种群规模(粒子数目)为 20,进化代数(迭代次数)为 50,粒子的位置范围为 $[-1,1]$,速度范围为 $[-0.1,0.1]$,粒子的个体学习因子和社会学习因子均为 1.5,惯性权重为 1。在已获取的不同环境因子嵌套的土壤含水率调控区间内寻找并记录 WUE 最大点对应的土壤含水率,以此作为调控目标值,为需水模型的建立提供样本集。粒子群算法寻优过程如图 3 所示。

2.4 作物需水模型建立

基于上述步骤,得到了不同环境因子嵌套条件下的土壤含水率调控值,利用 SVR 算法建立作物需水模型。将数据集进行归一化处理并按 8:2 的比例划分训练集与测试集,将不同温度、光量子通量密度和 CO₂ 浓度作为特征输入,对应的土壤含水率调控值作为输出建立需水模型。SVR 算法主要思想是采用径向基核函数,通过低维空间将非线性不可分问题映射到高维空间,并在高维空间产生用于最优分类的超平面,从而进行线性回归决策分析^[24-26]有 2 个重要的参数 c 和 g ,参数的选择对训练结果有很大的影响。其中, c 是惩罚系数,即对误差的宽容度, c 过大说明越不能容忍误差的出现,越容易过拟合; c 过小模型越容易欠拟合,所以 c 过大或过小都

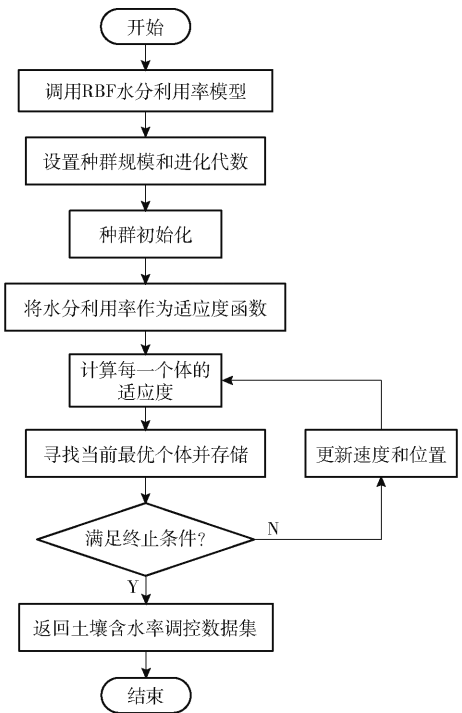


图 3 粒子群算法寻优流程图

Fig.3 Flowchart of particle swarm optimization algorithm

会导致泛化能力变差。 g 则决定了数据映射到新的特征空间后的分布, g 越大,支持向量越少, g 越小,支持向量越多,而支持向量的个数影响训练与预测的速度。经过网格搜索法进行多次交叉验证和经验计算,最终选取最佳参数 c 为 64, g 为 1.4。SVR 算法具体流程如图 4 所示。

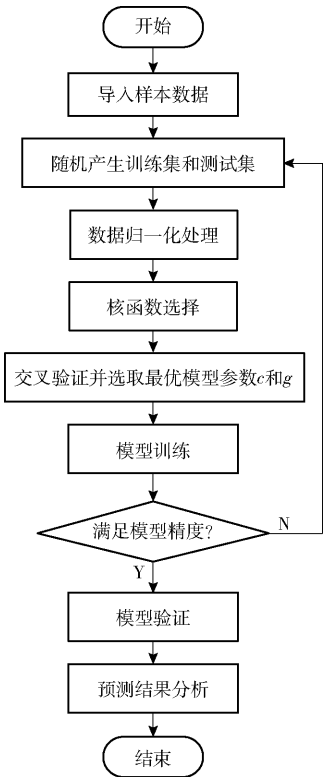


图 4 基于回归型支持向量机的需水模型流程图

Fig.4 Flowchart of water demand model based on SVR

3 结果分析

3.1 预测模型验证

利用 RBF 算法建立光合速率预测模型,不断调整扩展速度训练模型,结果表明当速度为 10 时训练效果最佳,此时模型训练集数据决定系数为 0.986 5,均方根误差为 0.644 6 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$ 。调用模型计算测试集数据的光合速率预测值,得决定系数为 0.982 0,均方根误差为 0.824 0 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$ 。实测值与预测值的拟合曲线如图 5 所示,由图 5 可知,预测值与实际值相关性较高,说明 RBF 模型预测效果良好。

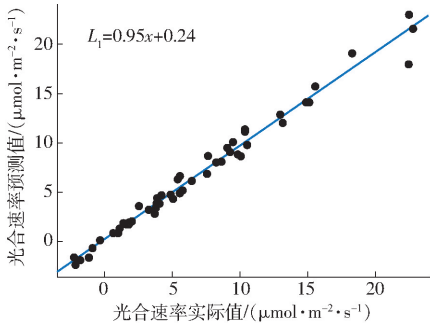


图 5 光合速率预测模型相关性分析

Fig. 5 Correlation analysis of photosynthetic rate prediction model

为了验证 RBF 神经网络建模效果,选取 BP 神经网络算法和随机森林 (RF) 算法建模进行对比,3 种模型的评价指标如表 1 所示。

由表 1 可知,RBF 预测模型的决定系数和均方根误差明显优于 BP 预测模型,RF 预测模型训练集

表 1 3 种光合预测模型的决定系数和均方根误差对比

Tab.1 Comparison of fitness and root-mean-square errors of three photosynthetic prediction models

预测模型	决定系数		均方根误差/($\mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$)	
	训练集	测试集	训练集	测试集
RBF	0.986 5	0.982 0	0.644 6	0.824 0
RF	0.988 7	0.917 5	0.583 6	1.367 4
BP	0.948 3	0.889 1	1.284 0	1.613 0

拟合效果好但测试集的决定系数很低,说明容易出现过拟合现象。综合考虑,选择 RBF 算法建立光合速率预测模型。

3.2 离散曲率的计算与调控区间的获取

在 2.2 节中共构造 784 组不同环境条件嵌套的数据组,获得了 784 组不同条件下土壤含水率对光合速率的响应曲线及相应的调控区间。由于数据量较大无法完全罗列,本文只展示温度区间为 18 ~ 33℃,步长为 3℃,CO₂浓度为 700 $\mu\text{mol}/\text{mol}$ 条件下的土壤含水率响应曲线和调控区间获取结果,如图 6 所示。由图 6 可知,当土壤含水率较低时光合速率近乎线性增长,离散曲率较小;土壤含水率到达特征点后,光合速率增长幅度开始变缓,逐渐逼近光合速率最大点甚至出现下降,对应的离散曲率在特征点开始明显增大,达到曲率极大值后下降。同时还发现,曲率极值点与光合速率最大点重合,该点即为光合速率最佳点。曲率明显增大的点表示土壤含水率对净光合速率影响程度由强到弱的特征点,在曲率特征点到极值点之间的光合速率处于较高水平,能让作物以高光合效益

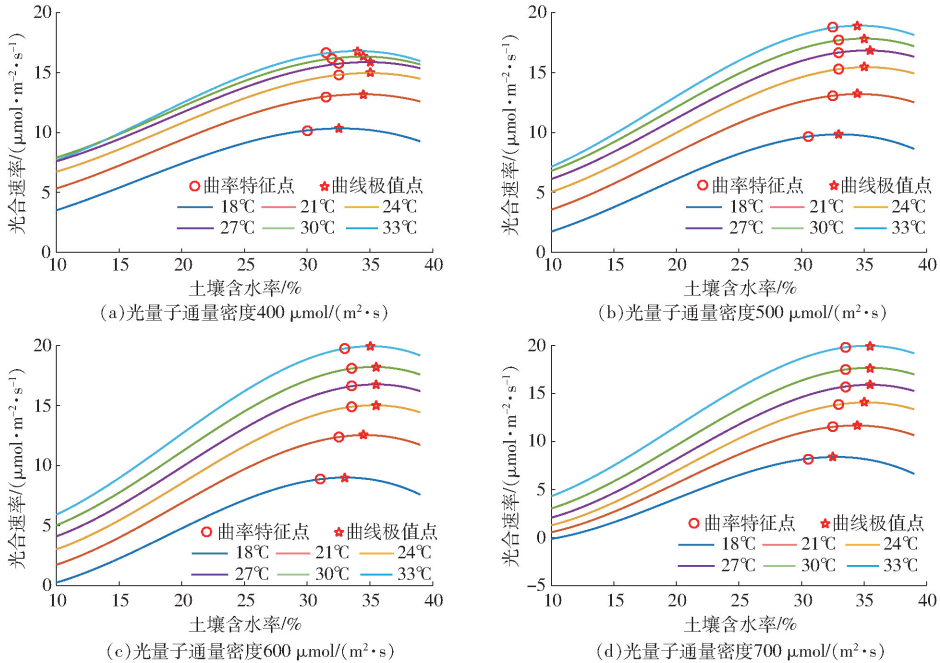


图 6 响应曲线计算及土壤含水率区间获取

Fig. 6 Response curve calculation and soil moisture spatial acquisition

生长。因此将曲率特征点作为含水率调控区间下限点;将曲率极值点作为含水率调控区间上限点,以此构建土壤含水率调控区间。当光量子通量密度一致时,随着温度增加,曲率特征点和曲率极值点都呈先增后减趋势,表明不同环境条件下对应的含水率调控区间存在差异。

3.3 粒子群寻优结果

基于粒子群算法得到了在不同土壤含水率区间

内水分利用率最高点所对应的共 784 个土壤含水率。光量子通量密度为 $400\text{ }\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$,温度为 $18、21、24、27、30、33\text{ }^{\circ}\text{C}$ 条件下的寻优迭代过程,如图 7 所示。由图 7 可知,利用粒子群算法可以快速获取水分利用率最大点,多数情况下在进化代数 10 时达到最优个体适应度,从图 7b 可知,该算法能够跳出局部最优解到达全局最优。表明选择粒子群算法获取最优土壤含水率调控值合适有效。

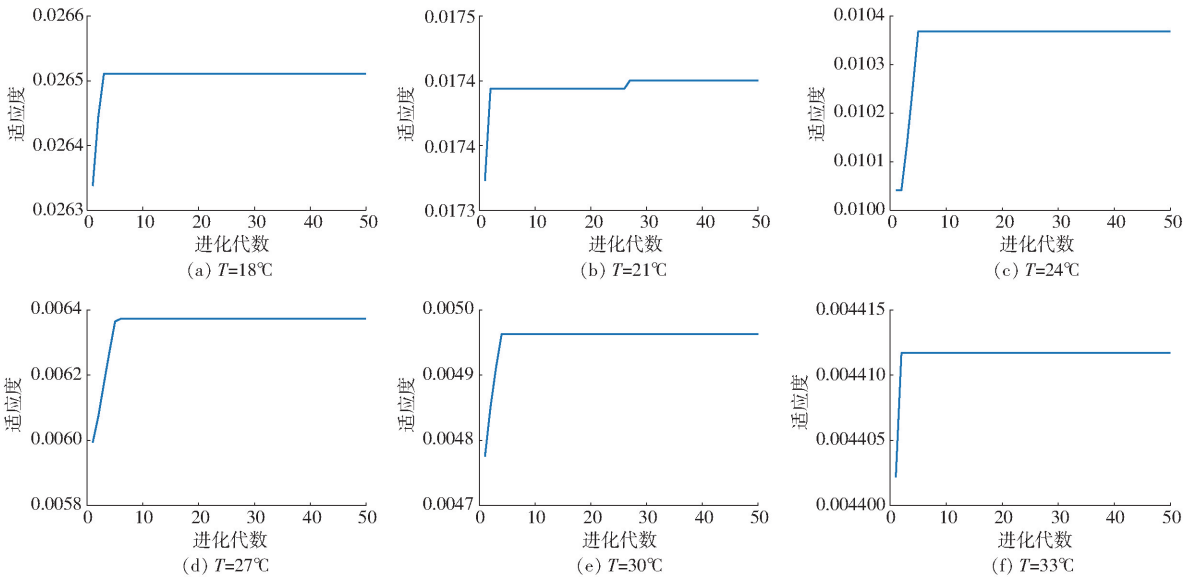


图 7 粒子群算法寻优迭代过程

Fig. 7 Processes of particle swarm optimization

3.4 需水模型验证

寻优得到不同环境条件下的土壤含水率调控值后,基于 SVR 算法构建需水模型。以测试集数据决定系数为标准,利用网格迭代法寻找参数,最终选定 c 为 64, g 为 1.4。此时模型训练集数据的决定系数为 0.996 9,测试精度为 0.978 8,均方根误差为 0.23%。为了验证 SVR 模型性能,同时选取 BP 神经网络算法和随机森林 (RF) 算法建模进行对比。3 种模型的评价指标对比如表 2 所示。

表 2 3 种需水模型的决定系数和均方根误差对比

Tab. 2 Comparisons of fitness and root-mean-square errors of three water demand models

需水模型	决定系数		均方根误差/%	
	训练集	测试集	训练集	测试集
SVR	0.996 9	0.978 8	0.23	0.55
RF	0.968 9	0.876 3	0.75	1.47
BP	0.930 3	0.873 4	1.21	1.52

由表 2 可知,SVR 模型训练集和测试集的拟合效果均优于 BP 模型和 RF 模型。因此,选用 SVR 模型构建需水模型。由于数据量较大无法完全罗列,土壤含水率调控值随环境变化的趋势大致相同,因此本文以 CO_2 浓度为 $400、700\text{ }\mu\text{mol}/\text{mol}$ 为例,不

同温度和光照耦合条件下的土壤含水率调控目标曲面如图 8 所示。由图 8 可知,低温环境下,随着光照增加,作物光合作用和蒸腾作用能力增强导致作物需水量增加,土壤含水率调控值呈先上升后下降,和文献[27]结论一致,强光环境下作物需水量提高,弱光环境下作物需水量大大减少。当温度和光照一起持续升高时,会导致叶片气孔关闭,光合速率和蒸腾速率均有所降低,即出现午休现象,从而导致最佳土壤含水率下降^[28-30]。

3.5 调控效果分析

对需水模型的调控效果进行验证,对比光合约束下的 WUE 最佳点(简称约束点)与光合最优点在不同环境条件嵌套下分别所对应的土壤含水率、光合速率和 WUE,对比结果如表 3 所示。其中,温度以 $6\text{ }^{\circ}\text{C}$ 为步长, CO_2 浓度以 $200\text{ }\mu\text{mol}/\text{mol}$ 为步长,光量子通量密度以 $200\text{ }\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$ 为步长计算约束点和光合速率最佳点所对应土壤含水率、光合速率及 WUE。从表 3 可知,约束点光合速率平均只下降 4.05%,而 WUE 平均提高 15.22%,土壤含水率平均下降 12.76%。约束点的光合速率比光合速率最优点的光合速率略有下降,但是约束点 WUE 有了提高,对土壤水分的需求也明显更低。

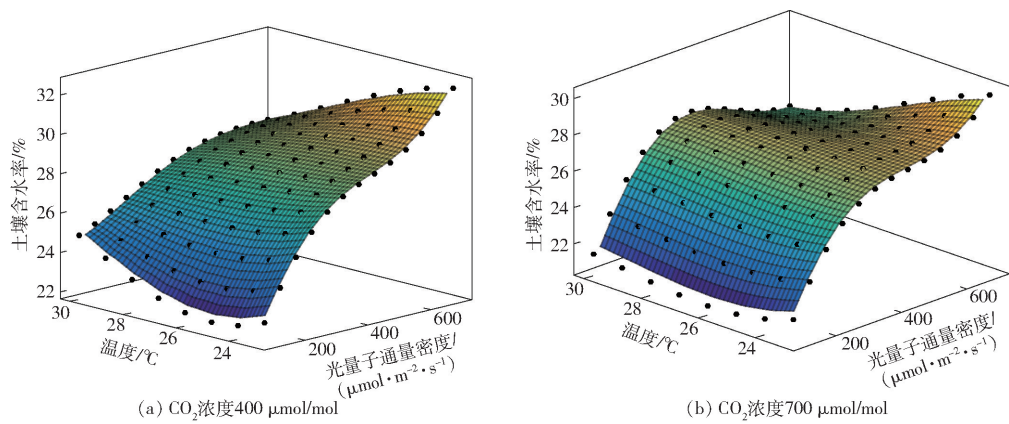


图 8 需水模型

Fig. 8 Water demand model

表 3 约束点与光合最优点调控对比

Tab. 3 Comparison of regulation between restriction point and photosynthetic saturation point											
温度/ ℃	CO ₂ 浓度/ (μmol· mol ⁻¹)	光子通 量密度/ (μmol· m ⁻² ·s ⁻¹)	光合饱和点			约束下 WUE 饱和点			约束点与光合饱和点比较		
			土壤 含水 率/%	光合速率/ (μmol· m ⁻² ·s ⁻¹)	WUE	土壤 含水 率/%	光合速率/ (μmol· m ⁻² ·s ⁻¹)	WUE	约束点 WUE 上升率/%	约束点光 合速率/ 下降率/%	约束点土 壤含水率 下降率/%
19	400	200	31	6.81	0.013 7	25	6.45	0.016 0	16.25	5.26	19.35
		400	33	7.82	0.013 6	29	7.36	0.014 7	7.51	5.86	12.09
		600	34	6.30	0.009 9	32	6.11	0.010 6	6.74	2.98	5.88
	600	200	34	9.72	0.026 6	30	9.42	0.029 5	10.01	3.10	11.76
		400	28	10.82	0.031 0	23	9.86	0.035 0	11.53	8.87	17.86
		600	33	9.94	0.021 4	29	9.17	0.023 3	8.35	7.73	12.12
	800	200	29	7.83	0.022 8	22	7.46	0.028 3	19.24	4.70	24.14
		400	33	9.84	0.020 3	28	9.39	0.024 1	15.85	4.57	15.15
		600	34	8.71	0.012 8	30	8.24	0.014 5	11.74	5.35	11.76
	400	200	33	8.04	0.003 7	28	7.63	0.004 8	23.21	5.13	15.15
		400	34	11.65	0.004 5	30	10.94	0.005 4	17.16	6.07	11.76
		600	33	11.52	0.005 6	30	10.71	0.006 2	9.56	7.00	9.09
25	600	200	33	10.59	0.015 5	28	10.44	0.018 0	13.86	1.43	15.15
		400	35	15.03	0.014 9	31	14.7	0.017 0	12.55	2.20	11.43
		600	35	15.70	0.015 3	32	15.28	0.016 2	5.85	2.70	8.57
	800	200	33	9.26	0.006 3	26	8.86	0.010 4	39.08	4.32	21.21
		400	35	14.30	0.005 9	31	13.91	0.008 4	29.93	2.70	11.43
		600	35	15.28	0.005 8	32	14.8	0.007 0	17.63	3.12	8.57
	400	200	35	7.01	0.000 8	33	6.91	0.000 9	11.87	1.46	5.71
		400	35	12.11	0.003 3	32	11.93	0.003 6	6.72	1.46	8.54
		600	34	13.40	0.006 4	26	12.1	0.008 4	24.38	9.67	23.53
	600	200	35	9.65	0.011 1	31	9.52	0.011 7	5.19	1.32	11.43
		400	36	16.05	0.012 6	32	15.86	0.013 5	6.34	1.17	11.11
		600	35	18.50	0.016 2	32	18.27	0.016 9	4.35	1.26	8.57
31	800	200	32	9.02	0.002 0	28	8.69	0.003 1	37.50	3.64	12.50
		400	34	16.23	0.003 5	30	15.71	0.005 0	29.41	3.20	11.76
		600	34	19.28	0.006 8	31	18.7	0.007 5	9.28	3.01	8.82

为了更直观地对比约束点和光合最优点的调控效果,利用盒图对约束点相较光合最优点 WUE 上升百分比、光合速率下降百分比、土壤含水率下降百分比进行分析,如图 9 所示。盒图由 5 个数值点组成:最小值、下四分位数、中位数、上四分位数、最

大值。

由图 9 可知,不同环境条件嵌套下约束点的 WUE 上升百分比范围为 4.35% ~ 29.93%,土壤含水率下降百分比范围为 5.71% ~ 24.14%,光合速率下降百分比范围为 1.17% ~ 9.67%。盒图中空

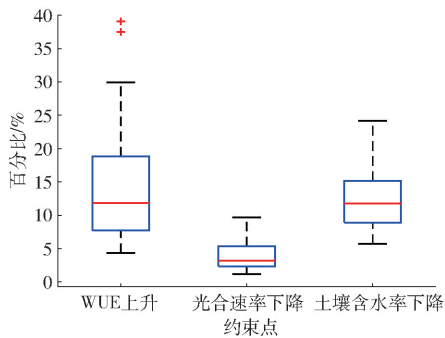


图9 调控对比结果

Fig. 9 Regulation comparison results

间相对压缩的区域对应的数据分布频率更高, WUE 上升百分比主要分布在 4.35% ~ 11.87%, 光合速率下降百分比在 1.17% ~ 3.20%, 土壤含水率下降百分比在 5.71% ~ 11.76%。约束点 WUE 上升和土壤含水率下降百分比明显高于光合速率的下降百分比。因此, 将约束点作为调控点既能保证作物光合作用物质累积又能提高水分利用率、减少灌溉用水, 具有高效节能的特点, 为设施作物的土壤含水率调控提供了理论基础。

4 结论

(1) 结合作物光合速率对土壤水分的响应特点、基于人工智能算法构建多环境因子耦合的需水模型, 以温度、光量子通量密度、CO₂ 浓度、土壤含水率等多因子耦合嵌套的光合速率试验结果为基础, 利用 RBF 神经网络建立光合速率预测模

型, 模型决定系数为 0.986 5, 均方根误差为 0.644 6 μmol/(m²·s), 能对作物光合速率进行高精度预测。

(2) 提出基于 U 弦长曲率法的土壤含水率区间获取方法, 调用光合速率预测模型, 得到土壤含水率和光合速率的响应曲线, 将曲率特征点和曲率极值点作为土壤含水率区间上下限, 保证了作物的光合效益, 为获取调控点奠定了基础。

(3) 提出基于粒子群算法的土壤含水率调控值寻优方法, 可获取特定环境条件下土壤含水率区间内 WUE 最大值及其对应的最优土壤含水率调控值, 在保证光合作用物质累积的同时提高 WUE, 为需水模型的构建提供了数据支撑。

(4) 基于 SVR 算法构建作物需水模型, 该模型训练精度为 0.996 9, 测试精度为 0.978 8, 均方根误差为 0.23%, 拟合效果良好。验证结果表明, 与将光合最优作为调控点相比, 约束点光合速率平均下降 4.05%, WUE 平均提高 15.22%, 土壤含水率平均下降 12.76%。说明本文提出的作物需水模型能够兼顾作物需求和经济效益, 可为温室土壤含水率的精准调控提供理论依据。

(5) 以番茄幼苗为例, 验证了需水模型对作物土壤水分环境预测的可行性。对于不同生育期的作物, 采用相同的试验数据采集方法, 基于试验数据集可以按照本文提出的建模方法构建番茄不同生育期的需水模型。

参 考 文 献

- [1] 冯晓钰, 周广胜. 夏玉米叶片水分变化与光合作用和土壤水分的关系[J]. 生态学报, 2018, 38(1): 177-185. FENG Xiaoyu, ZHOU Guangsheng. Relationship of leaf water content with photosynthesis and soil water content in summer maize[J]. Acta Ecologica Sinica, 2018, 38(1): 177-185. (in Chinese)
- [2] 马莉, 王全九. 不同灌溉定额下春小麦光合光响应特征研究[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(6): 271-277. MA Li, WANG Quanjiu. Photosynthetic and light response characteristics of spring wheat under different irrigation schedules[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(6): 271-277. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180632&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.06.032. (in Chinese)
- [3] 郝舒雪, 曹红霞, 王虎兵, 等. 水分胁迫对番茄幼苗生理特性的影响[J]. 排灌机械工程学报, 2018, 36(10): 943-947. HAO Shuxue, CAO Hongxia, WANG Hubing, et al. Effects of water stress on physiological characteristics during tomato seedlings period[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2018, 36(10): 943-947. (in Chinese)
- [4] 段萌, 杨伟才, 毛晓敏. 覆膜和水分亏缺对春小麦光合特性影响及模型比较[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(1): 219-227. DUAN Meng, YANG Weicai, MAO Xiaomin. Effects of water deficit on photosynthetic characteristics of spring wheat under plastic mulching and comparison of light response curve models[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(1): 219-227. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180127&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.01.027. (in Chinese)
- [5] SHEIKH M M H, ETEMADI N, ARAB M M, et al. Molecular and physiological responses of Iranian Perennial ryegrass as affected by Trinexapac ethyl, Paclobutrazol and Absciscic acid under drought stress[J]. Plant Physiol Biochem, 2017, 111: 129-143.
- [6] WU X L, YUAN J, LUO A X, et al. Drought stress and re-watering increase secondary metabolites and enzyme activity in dendrobium moniliforme[J]. Industrial Crops and Products, 2016, 94: 385-393.
- [7] 钟海霞, 张付春, 潘明启, 等. 不同灌水量对赤霞珠葡萄光合作用的影响[J]. 新疆农业科学, 2020, 57(3): 492-497. ZHONG Haixia, ZHANG Fuchun, PAN Mingqi, et al. Effects of different irrigation amounts on photosynthesis of cabernet sauvignon grapes[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2020, 57(3): 492-497. (in Chinese)
- [8] 许景辉, 王雷, 谭小强, 等. 基于 SOA 优化 PID 控制参数的智能灌溉控制策略研究[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 261-267. XU Jinghui, WANG Lei, TAN Xiaoqiang, et al. Application of PID control based on SOA optimization in intelligent irrigation system[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 261-267. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200430&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.030. (in Chinese)

- [9] 于浩, 孟龙起, 韩宇航, 等. 基于 32 单片机控制的智能灌溉系统[J]. 科技视界, 2020(11): 107–108.
- [10] 杨帆, 黄吴漾. 基于 ZigBee 的蔬菜大棚自动灌溉系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28(2): 117–121.
YANG Fan, HUANG Wuyang. Design of greenhouse automatic irrigation system based on ZigBee[J]. Computer Measurement and Control, 2020, 28(2): 117–121. (in Chinese)
- [11] 李洋. 日光温室不同栽培季节番茄生长特性及水分需求规律研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2019.
LI Yang. Study on growth characteristics and water demand of tomato grown in different cultivation seasons in solar greenhouse [D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2019. (in Chinese)
- [12] 陈凯利, 李建明, 贺会强, 等. 水分对温室盆栽番茄叶片光响应特性的影响[J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2012, 40(1): 157–163.
CHEN Kaili, LI Jianming, HE Huiqiang, et al. Effect of water on characteristics of light response of tomato leaves in greenhouse[J]. Journal of Northwest A&F University (Natural Science Edition), 2012, 40(1): 157–163. (in Chinese)
- [13] 翟亚明, 邵孝侯, 徐徐, 等. 不同灌溉制度对温室番茄光合特性的影响[J]. 节水灌溉, 2009(11): 46–49.
ZHAI Yaming, SHAO Xiaohou, XU Xu, et al. Study on the photosynthetic characteristics of tomato in greenhouse under different irrigation schedule[J]. Water Saving Irrigation, 2009(11): 46–49. (in Chinese)
- [14] 杨显贺, 于帮红, 王嫣嫣, 等. 智能化精准灌溉对日光温室番茄生长及水分利用率的影响[J]. 农业科技通讯, 2020(1): 159–162.
- [15] 张学科, 李惠霞. 不同灌溉方式下温室番茄水分利用率及经济效益研究[J]. 灌溉排水学报, 2016, 35(7): 97–100.
ZHANG Xueke, LI Huixia. Water use efficiency and economic benefits of tomato under different irrigation method in greenhouse[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2016, 35(7): 97–100. (in Chinese)
- [16] 王培娟, 马玉平, 霍治国, 等. 土壤水分对冬小麦叶片光合速率影响模型构建[J]. 应用气象学报, 2020, 31(3): 267–279.
WANG Peijuan, MA Yuping, HUO Zhiguo, et al. Construction of the model for soil moisture effects on leaf photosynthesis rate of winter wheat[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2020, 31(3): 267–279. (in Chinese)
- [17] 李婷, 季宇寒, 张漫, 等. CO₂ 与土壤水分交互作用的番茄光合速率预测模型[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(增刊): 208–214.
LI Ting, JI Yuhuan, ZHANG Man, et al. Tomato photosynthetic rate prediction models under interaction of CO₂ enrichments and soil moistures[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Sup.): 208–214. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2015S034&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.034. (in Chinese)
- [18] 李诗莹, 赵乾坤, 郎莹, 等. 沂蒙山区金银花光合效率对土壤水分的响应[J]. 西北林学院学报, 2020, 35(3): 55–60.
LI Shiyang, ZHAO Qiankun, LANG Ying, et al. Response of photosynthetic efficiency in the leaves of *Lonicera japonica* to soil moisture in Yimeng mountainous area[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2020, 35(3): 55–60. (in Chinese)
- [19] 夏江宝, 张光灿, 孙景宽, 等. 山杏叶片光合生理参数对土壤水分和光照强度的阈值效应[J]. 植物生态学报, 2011, 35(3): 322–329.
XIA Jiangbao, ZHANG Guangcan, SUN Jingkuan, et al. Threshold effects of photosynthetic and physiological parameters in *Prunus sibirica* to soil moisture and light intensity[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2011, 35(3): 322–329. (in Chinese)
- [20] 李建查, 闫帮国, 潘志贤, 等. 干热河谷番茄苗期叶片光合效率的土壤水分阈值效应[J]. 热带作物学报, 2019, 40(11): 2278–2284.
LI Jiancha, YAN Bangguo, PAN Zhixian, et al. Threshold effect of soil moisture on photosynthetic efficiency of tomato leaves at the seedling stage in Dry-hot Valley, Yunnan, China[J]. Chinese Journal of Tropical Crops, 2019, 40(11): 2278–2284. (in Chinese)
- [21] 郭娟娟, 钟宝江. U 弦长曲率: 一种离散曲率计算方法[J]. 模式识别与人工智能, 2014, 27(8): 683–691.
GUO Juanjuan, ZHONG Baojiang. U-Chord curvature: a computational method of discrete curvature[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2014, 27(8): 683–691. (in Chinese)
- [22] 钟宝江, 廖文和. 基于精化曲线累加弦长的角点检测技术[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2004, 16(7): 939–943.
ZHONG Baojiang, LIAO Wenhe. Corner detection based on accumulative chord length of refined digital curves[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2004, 16(7): 939–943. (in Chinese)
- [23] 刘伟, 王建平, 刘长虹, 等. 基于粒子群寻优的支持向量机番茄红素含量预测[J/OL]. 农业机械学报, 2012, 43(4): 143–147.
LIU Wei, WANG Jianping, LIU Changhong, et al. Lycopene content prediction based on support vector machine with particle swarm optimization[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(4): 143–147. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20120427&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2012.04.027. (in Chinese)
- [24] BRERETON R G, LLOYD G R. Support vector machines for classification and regression[J]. Analyst, 2010, 135(2): 230–267.
- [25] SARUTA K, HIRAI Y, TANAKA K, et al. Predictive models for yield and protein content of brown rice using support vector machine[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 99: 93–100.
- [26] 陈传亮, 田英杰, 别荣芳. 基于粒子群优化的 SVR 算法与 BP 网络的比较研究[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2008, 44(5): 449–453.
CHEN Chuanliang, TIAN Yingjie, BIE Rongfang. A comparative study on SVR algorithm based on particle swarm optimization and BP network[J]. Journal of Beijing Normal University (Natural Science Edition), 2008, 44(5): 449–453. (in Chinese)
- [27] 杨亚娜, 樊小雪, 徐刚, 等. 不同红蓝 LED 光照强度和灌溉量交互作用对番茄幼苗生长的影响[J]. 浙江农业学报, 2019, 31(5): 737–745.
YANG Ya'na, FAN Xiaoxue, XU Gang, et al. Effects of different red and blue LED light intensity and irrigation on growth of tomato seedlings[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2019, 31(5): 737–745. (in Chinese)
- [28] MATSUDA R, OZAWA N, FUJIWARA K. Leaf photosynthesis, plant growth, and carbohydrate accumulation of tomato under different photoperiods and diurnal temperature differences[J]. Scientia Horticulturae, 2014, 170: 150–158.
- [29] BALL J T, WOODROW I E, BERRY J A. A model predicting stomatal conductance and its contribution to the control of photosynthesis under different environmental conditions[M]//BIGGINS J. Progress in photosynthesis research. Springer, Dordrecht, 1987: 221–224.
- [30] MOTT K A, PARKHURST D F. Stomatal responses to humidity in air and helox[J]. Plant Cell and Environment, 1991, 14(5): 509–515.