

# 基于 LSSVM-GA 的沟灌入渗参数与糙率估算与验证

周雯<sup>1</sup>, 白丹<sup>1\*</sup>, 李一博<sup>1</sup>, 马鑫<sup>2</sup>, 白雪丽<sup>1</sup>

(1. 西安理工大学省部共建西北旱区生态水利工程国家重点实验室, 西安 710048;

2. 内蒙古自治区水利科学研究院, 呼和浩特 010051)

**摘要:** 入渗参数和糙率是沟灌设计和管理中需要确定的重要基本参数。该研究基于 WinSRFR 软件模拟结果构建样本集, 通过最小二乘支持向量机 (least squares support vector machines, LSSVM) 回归模型来映射水流推进时间、消退时间与入渗参数、糙率之间的非线性关系, 并在此基础上提出了结合最小二乘支持向量机和遗传算法 (least squares support vector machines-genetic algorithm, LSSVM-GA) 的参数估算方法, 即利用 LSSVM 回归模型构建目标函数, 并利用 GA 获得入渗参数和糙率的最优值。在 4 组尾端封闭沟试验基础上, 将 LSSVM-GA 法与多元非线性回归 (multiple nonlinear regression, MNR) 及 WinSRFR 中的 Merriam-Keller post-irrigation volume balance analysis (MK-PIVB) 进行对比, 结果表明, LSSVM-GA 法估算的参数对进退水过程的拟合效果较优, 其模拟的推进和消退过程均方根误差分别介于 1.06~2.12 min 和 2.28~3.11 min 之间, 表明 LSSVM-GA 在估算入渗参数和糙率方面的可靠性, 这有助于获得更精确的灌水技术要素, 进而提高沟灌性能。

**关键词:** 灌溉; 入渗; 遗传算法; 参数; 糙率; 最小二乘支持向量机回归

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202401182

中图分类号: S155.4<sup>+</sup>4

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2024)-18-0062-08

周雯, 白丹, 李一博, 等. 基于 LSSVM-GA 的沟灌入渗参数与糙率估算与验证[J]. 农业工程学报, 2024, 40(18): 62-69.

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202401182 <http://www.tcsae.org>

ZHOU Wen, BAI Dan, LI Yibo, et al. Estimation and validation of furrow infiltration parameters and roughness based on LSSVM-GA[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(18): 62-69. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202401182 <http://www.tcsae.org>

## 0 引言

沟灌作为传统的地面灌溉方式之一, 与畦灌相比, 其具有蒸发量较少且不易破坏土壤团聚体的优势, 至今仍被广泛应用<sup>[1-3]</sup>, 但因为不合理的沟灌设计与管理粗放等, 导致这种方法的田间灌溉效率普遍较低。土壤入渗参数和糙率是影响沟灌性能最关键的基础数据, 合理确定这 2 种参数是沟灌设计与管理的首要研究内容之一<sup>[4-6]</sup>

直接通过田间试验测量这 2 种参数不但耗时费力, 而且在测点很少的情况下, 测量结果不具有代表性<sup>[7-8]</sup>, 因此利用灌水资料进行估算被广泛推崇。在直接估算入渗参数的方法中, 两点法<sup>[9]</sup>较为常用, 其主要基于推进时间估计 Kostikov-Lewis 入渗参数, 但计算精度有待改善; ESFANDIARI 等<sup>[10-11]</sup>为了进一步提高精度, 均在水流推进的基础上加入了地表水深数据, 其中前者在入渗参数估算时采用模式搜索法, 而后者对推进和地表水深进行拟合, 提出了畦灌入渗参数的线性回归法; 费良军等<sup>[12]</sup>则综合水流消退过程数据, 推求了膜孔灌单点源的

入渗参数。在糙率估算方面, VALIANTZAS<sup>[13]</sup>对零惯量模型进行修正进而计算田面糙率系数, 但计算过程较为复杂; SEPASKHAH 等<sup>[14]</sup>基于水量平衡模型采用差分方法, 确定了黏壤土沟灌的糙率; NIE 等<sup>[15]</sup>基于水流推进数据同步估算了入渗参数与糙率, 但其仅适用于入渗指数 ( $\alpha$ ) 为 0.5 的情况, 且与前述大多方法一样主要基于水量平衡法, 存在如地表储水形状系数难以定值问题。

随着计算机仿真技术的发展, 通过缩小模拟值和实测值之间的误差来估算参数的方法逐渐被提出, 较直接估算法而言减少了部分复杂的数学理论计算, 因而应用更广泛<sup>[16]</sup>。MCLYMONT 等<sup>[17]</sup>将水量平衡模型与优化程序 INFILT 相结合, 基于沟灌推进数据确定入渗参数; 王占军<sup>[18]</sup>将 WinSRFR 模拟与多元回归结合, 建立拟合差值平方和与入渗参数、糙率的关系, 但需要对多元回归方程形式进行预设; 章少辉等<sup>[19]</sup>使用反汇编解析技术将 SRFR 与遗传算法程序进行连接, 同时估算入渗参数与糙率; GILLIES 等<sup>[20]</sup>使用 IPARM 根据尾部弃水数据计算了 Kostikov-Lewis 方程的入渗参数; WALKER<sup>[21]</sup>在 SIRMOD 的基础上开发了入渗参数与糙率的多级标定方法; RODRÍGUEZ 等<sup>[22]</sup>开发了 SIPAR\_ID, 可以避免水量平衡中一些不合理的假设, 但计算时仍需要沟首水深数据; 一些学者<sup>[23-25]</sup>还借助 WinSRFR 中的 event analysis 模块进行入渗参数和糙率的估算, 这些方法在数据要求方面各不相同, 本质是试错法且需要预先设定部

收稿日期: 2024-01-23 修订日期: 2024-05-08

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (41571222、51909208), 陕西省科技厅秦创原“科学家+工程师”队伍建设项目 (2024QCY-KXJ-100)

作者简介: 周雯, 博士生, 研究方向为农业水土工程。

Email: zhouwen99720@163.com

\*通信作者: 白丹, 教授, 博士生导师, 研究方向为节水灌溉理论与技术。

Email: baidan@xaut.edu.cn

分参数; RABBANIHA 等<sup>[26]</sup>利用广义简约梯度法估算了 Kostiakov-Lewis 方程的系数, 但其与 Gillies 法及 Walker 法一样由于尾部弃水量数据, 不适用于尾端闭合农田。

综上, 大多数方法都能较好的估算入渗参数, 但较少与糙率同时计算, 入渗参数和糙率之间的强相互作用会阻碍相应参数的估计<sup>[27-28]</sup>; 其中一些方法在估算糙率时还需要测量地表水深数据, 已知测量流动深度较为困难且耗时。此外如何在估算参数时将灌溉模拟模型与优化算法有机结合也是一个重要的问题。

最小二乘支持向量机 (least squares support vector machines, LSSVM) 是 SUYKENS 等<sup>[29]</sup>在支持向量机 (support vector machine, SVM) 的基础上提出的, 通过关联复杂数据集来逼近输入和输出变量之间的非线性关系, 并已广泛应用于气象、环境和农业等<sup>[30-33]</sup>领域预测。因此, 本文提出了基于 LSSVM 和 GA 相结合的入渗参数和糙率估算模型 (LSSVM-GA)。首先, 基于 WinSRFR 的仿真模拟结果, 构建进水和退水时间的 LSSVM 回归模型; 然后利用 GA 求解得到入渗参数和糙率的最优组合, 并通过实测沟灌数据验证 LSSVM-GA 估计入渗参数和糙率的可靠性, 以期获得更准确的灌溉设计参数和提高沟灌灌溉性能提供参考。

## 1 材料与方法

### 1.1 沟灌田间试验

沟灌试验于 2022 年 7 月 22 日在陕西省咸阳市双照村的玉米地里进行, 试验地面积约为 3 200 m<sup>2</sup>, 经过测量 0~30 cm 的土壤为粉砂质壤土 (黏粒: 5.12%, 粉粒: 72.16%, 砂粒: 22.72%), 平均干容重为 1.31 g/cm<sup>3</sup>, 在灌水前测得土壤 pH 值为 8.3, 前期土壤含水率为 17.4% (质量分数)。由于拔节期对灌溉管理至关重要, 因此本次试验在玉米拔节期开展, 选择 2 组典型沟长的尾端封闭灌水沟 (沟顶宽均为 0.57 m), 每组长度各设置 2 个试验小区, 灌水沟的基本参数及试验处理详见表 1, 每个方案均重复 3 次, 最终试验数据取其平均值。

表 1 试验区灌水沟基本参数

Table 1 Basic parameters of furrow irrigation in the experimental area

沟编号 Furrow No.	沟长 Furrow length/m	沟间距 Furrow spacing/m	坡度 Slope/%	入沟流量 Inflow rate/(L·s <sup>-1</sup> )	灌水时间 Irrigation cutoff time/min
F1	200	0.66	0.67	2.0	77.4
F2	200	0.60	0.50	2.5	62.7
F3	110	0.57	0.25	2.6	37.9
F4	110	0.57	0.25	3.0	23.9

试验过程中, 首先在沟口固定并垂直放置三角薄壁堰, 以此控制入沟流量, 而后沿沟长方向, 每隔 10 m 设置 1 个测点并标记; 在放水开始后利用秒表计时, 观测水流推进到各测点的时间, 并依据当地农户的灌水习惯, 在水到达沟尾端时停水; 最后在灌水停止后观测沟内积水的消退时间 (以测点为中心, 周围 80% 局域水流消退

完为准)。

### 1.2 灌溉过程模拟

用由美国农业部研发的 WinSRFR 软件来模拟沟灌灌水过程。WinSRFR 将软件 SRFR、BORDER、BASIN 功能融于一体, 输入相关的灌溉几何地形参数、土壤参数以及田面参数后, 可以构造并仿真实际的田间灌水条件, 进而模拟地表灌溉过程, 最终得到水流推进和消退曲线以及入渗情况。

在模拟 4 组尾端封闭沟的灌溉过程时, 主要选用 WinSRFR 中的零惯量模型, 其是在完整水流动力学模型的基础上, 通过忽略圣维南方程组中动量方程的惯性项和加速项得到的。

$$\frac{\partial A}{\partial t} + \frac{\partial q}{\partial x} + \frac{\partial Z}{\partial t} = 0 \quad (1)$$

$$\frac{\partial h}{\partial x} = S_0 - S_f \quad (2)$$

式中  $A$  为过水断面的面积, m<sup>2</sup>;  $q$  为入沟流量, m<sup>3</sup>/s;  $Z$  为测试点在单位长度上的入渗量, L/m;  $t$  为入渗时间, min;  $h$  为沟中水流深度, m;  $x$  为沿沟长方向距沟首的距离, m;  $S_0$  为沟底坡度, m/m;  $S_f$  为阻力坡降, m/m, 可进一步表示为

$$S_f = \frac{q^2 n^2}{A^2 R^{\frac{4}{3}}} \quad (3)$$

式中  $n$  为糙率;  $R$  为水力半径, m。

Kostiakov 入渗模型是基于大量试验得到的经验公式, 因其表达方式简单且和田间实测资料拟合效果较好而得到广泛应用, 部分学者<sup>[34-35]</sup>通过引入沟间距作为名义湿周, 在 Kostiakov 公式基础上, 将沟灌入渗进行简化处理, 从而计算沟灌过程中的单位长度累积入渗量, 其表达式为

$$Z = F_S \cdot z = F_S \cdot k \cdot t^\alpha \quad (4)$$

式中  $F_S$  为沟间距, m;  $z$  为单沟单位面积累积入渗量, mm;  $k$  为入渗系数, mm/min <sup>$\alpha$</sup> ;  $\alpha$  是入渗指数。

### 1.3 最小二乘支持向量机

为了改善 SVM 需要求解二次规划问题 (约束数量等于样本容量), 进一步提高计算效率, SUYKENS 等<sup>[29]</sup>提出了 LSSVM, 其主要在损失函数中采用了最小二乘线性系统, 将训练过程转变为寻找一个等式方程组的解, 提供了更灵活的建模方式。LSSVM 不但保留了 SVM 采用非线性核函数的优点, 即灵活地拟合复杂的非线性关系, 获得较高的泛化能力, 而且相比传统的 SVM 求解更为简单, 收敛速度更快。

LSSVM 回归模型可以使用非线性映射函数  $f(x)$  表示如下:

$$f(x) = \mathbf{w}^T \phi(x) + \mathbf{b} \quad (5)$$

式中  $f(x)$  为输入  $x$  和目标函数之间的潜在关系;  $\mathbf{w}$  是权重;  $\phi(x)$  是向量  $x$  的映射;  $\mathbf{b}$  是误差向量。

根据结构风险最小准则, LSSVM 的优化问题可以表示为:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{\gamma}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2 \\ \text{s.t. } y_k = \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}) + \mathbf{b} + e_k \end{cases} \quad (6)$$

式中  $\gamma$  为正则化参数;  $e_k$  为松弛变量。

LSSVM 通常选用的是径向基核函数 (radial basis function, RBF), 其具体的表达式如下:

$$K(X_i, X_j) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|X_i - X_j\|^2\right) \quad (7)$$

式中  $\sigma^2$  为核函数参数。

LSSVM 的精度主要取决于 2 种超参数的选择, 即正则化参数  $\gamma$  与 RBF 核函数参数  $\sigma^2$ 。其中正则化参数  $\gamma$  主要是用于调整模型的复杂性, 以平衡在训练样本上的拟合和测试样本上的泛化能力; 核函数参数  $\sigma^2$  主要是用于训练样本处理非线性关系, 即映射到高维空间的分布特性。

#### 1.4 入渗参数与糙率的 LSSVM-GA 估算方法

##### 1.4.1 参数估算模型建立

沟灌灌水中 2 个重要过程: 水流推进与水流消退。本文将综合考虑这 2 个过程, 以进一步提高对于沟灌整体水流运动的拟合精度。以 Kostiakov 入渗公式为例, 以土壤入渗参数  $k$ 、 $\alpha$  和糙率  $n$  为决策变量, 使得水流推进时间、消退时间的模拟值与实测值误差最小, 目标函数表达式如下:

$$\min Y(k, \alpha, n) = \omega_1 \sqrt{\sum_{i=1}^l [T_{A,i} - T_{A,i}(k, \alpha, n)]^2} + \omega_2 \sqrt{\sum_{i=1}^l [T_{R,i} - T_{R,i}(k, \alpha, n)]^2} \quad (8)$$

式中  $Y(k, \alpha, n)$  为推进时间与消退时间的模拟值与实测值均方根误差的加权;  $T_{A,i}$  为灌溉水由沟首推进到观测点  $i$  的实测值,  $\min$ ;  $T_{A,i}(k, \alpha, n)$  为灌溉水由沟首推进到观测点  $i$  的时间模拟值,  $\min$ ;  $T_{R,i}$  为灌溉水在观测点  $i$  的消退时间实测值,  $\min$ ;  $T_{R,i}(k, \alpha, n)$  为灌溉水在观测点  $i$  的消退时间模拟值,  $\min$ ;  $\omega_1$  为沟灌水流推进时间均方根误差的权重值;  $\omega_2$  为沟灌水流消退时间均方根误差的权重值, 且  $\omega_1 + \omega_2 = 1$ 。

相关文献<sup>[36-38]</sup>显示, 水流推进过程对于入渗参数  $k$ 、 $\alpha$  较为敏感, 而水流消退过程则对于糙率  $n$  较为敏感, 因此本文在权重选取时, 令  $\omega_1 = \omega_2 = 0.5$ , 旨在平等地考虑这 2 个过程, 以提高对于整体水流运动过程的拟合效果。

在建立优化模型时, 以 Kostiakov 公式  $k$ 、 $\alpha$  和  $n$  三个决策变量的取值范围作为约束条件:

$$\text{s.t. } \begin{cases} k_{\min} \leq k \leq k_{\max} \\ \alpha_{\min} \leq \alpha \leq \alpha_{\max} \\ n_{\min} \leq n \leq n_{\max} \end{cases} \quad (9)$$

式中  $k_{\max}$  和  $k_{\min}$  分别为  $k$  的上、下限值;  $\alpha_{\max}$  和  $\alpha_{\min}$  分别为  $\alpha$  的上、下限值;  $n_{\max}$  和  $n_{\min}$  分别为  $n$  的上、下限值;

##### 1.4.2 推进与消退时间的 LSSVM 回归模型

从目标函数式 (8) 可以看出, 在估算入渗参数和糙

率的过程中, 首先需要知道推进时间和消退时间的模拟值, 此时如果手动将参数输入到 WinSRFR 中得到相应的模拟值, 然后再与实测值进行对比验证, 将严重阻碍参数估算的效率; 另一方面由零惯量模型 (式 (1)、式 (2)) 可以看到, 其本质是非线性方程, 没有直接解, 灌溉水流运动过程与入渗参数、糙率的关系隐含在其中, 简单线性化这种关系将存在泛化能力较弱的问题。因此, 本文基于 WinSRFR 的仿真模拟结果和 LSSVM 良好的非线性预测性能, 构建了推进时间、消退时间的 LSSVM 回归模型, 以此代替 WinSRFR 给出对应参数组合下的推进及消退时间模拟值, 便于在后续估算入渗参数  $k$ 、 $\alpha$  和糙率  $n$  过程中与优化算法进行数据传输和循环。

下面以沟 3 为例, 说明基于 LSSVM 构建推进时间 (消退时间同理) 回归模型的基本方法:

Step1: 构建 LSSVM 样本集。以 Kostiakov 入渗公式为例, 所需考虑影响沟灌灌溉过程的因素有入渗参数  $k$ 、 $\alpha$  和糙率  $n$  (3 个因素), 将以上因素作为 LSSVM 样本中的输入项  $X$ , 以沟灌水流推进时间 (消退时间) 为输出  $Y$ , 组成 LSSVM 样本集  $(X, Y)$ 。以沟 3 为例, 按照均匀设计表  $U_9(9^4)$  安排样本方案, 通过 WinSRFR 软件对每一种参数组合方案进行仿真模拟, 并将所得的推进时间 (消退时间) 过程全部列出, 共计可获得 998 个样本, 而后随机选择其中的 20% 作为检验样本, 剩余的均为训练样本, 以确保训练出的 LSSVM 模型对于未知样本预测的泛化性, 防止过拟合现象。应用 LSSVM 的目的是找出输入  $X$  (即  $k$ 、 $\alpha$ 、 $n$ ) 和目标函数  $Y$  (即水流推进时间或消退时间) 之间的潜在关系。

Step2: LSSVM 的超参数调整。本文对超参数进行优化时主要采用网格搜索算法, 根据相关研究成果<sup>[39-41]</sup>, 设置  $\gamma$  的取值范围为  $(0, 10^2]$ ,  $\sigma^2$  的取值范围为  $(0, 10^2]$ , 初始化 2 种超参数取值空间后, 进行网格遍历搜索, 并计算预测结果的 RMSE 值, 比较选择后确定当前最优值, 不满足搜索终止条件时, 继续缩小搜索空间及步长, 重复进行这个过程后, 最后根据交叉结果获取最优参数。

在构建目标函数时, 只需输入入渗参数以及糙率的值, 通过上述建立的 LSSVM 回归模型即可计算相应灌水条件下推进时间与消退时间的模拟值, 进一步提高估算入渗参数与糙率的效率。

1.4.3 模型求解

GA 以个体的适应度大小评价个体的优劣程度, 需要注意的是, 本文的目标函数式 (8) 中, 以均方根误差最小为优化目标, 因此定义适应度函数为

$$\text{Fit}(\min Y(k, \alpha, n)) = \frac{1}{\min Y(k, \alpha, n)} \quad (10)$$

从式 (10) 可以看出, 在计算种群中个体的适应度时, 需要应用建立的 LSSVM 回归模型, 先计算相应  $k$ 、 $\alpha$  和  $n$  下的进退水时间模拟值来构建目标函数, 然后再根据式 (10) 计算遗传算法中个体的适应度。本文遗传算法实现的关键在于计算适应度函数时实现 LSSVM 与

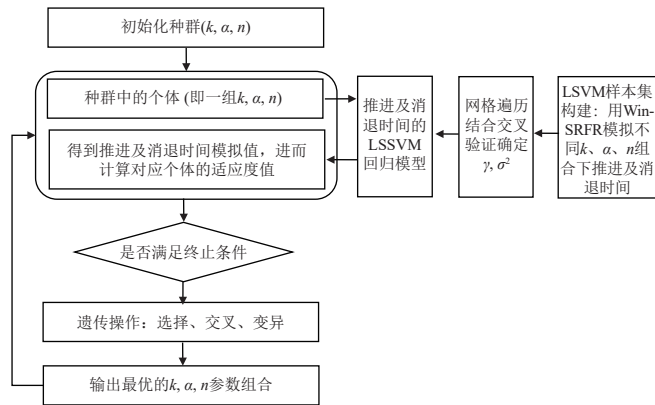
GA 2 种算法的数据传输和循环, 计算过程见图 1, LSSVM-GA 的具体方法如下:

**Step1:** 将种群中的一个个体 (即一组入渗参数  $k$ 、 $\alpha$  和糙率  $n$ ) 作为输入样本, 代入到已构建好的 LSSVM 回归模型中, 得到相应  $k$ 、 $\alpha$  和  $n$  下各测点的进退水时间模拟值。

**Step2:** 将确定的各测点的进退水时间模拟值, 代入式 (10), 其值即为个体的适应度。按照此方法, 即可计算得到整个种群中个体的适应度。

**Step3:** 根据精英策略, 按照适应度大小对个体进行优劣排序: 个体的适应度越高, 则个体越优, 保留及进入下一代遗传的概率越高; 反之, 个体越劣, 保留及进入下一代遗传的概率越低。

**Step4:** 遗传操作。基于实数编码的方法及遗传控制参数的设定, 本文采用应用广泛的“轮盘赌”选择方法, 以个体与种群整体的适应度比值作为判断条件, 得出个体被选中进入下一代的概率; 交叉、变异操作分别采用算术交叉 (概率取 0.075) 和非均匀变异 (概率取 0.006)。



注:  $k$ 、 $\alpha$ 、 $n$  分别为入渗系数、入渗指数和糙率;  $\gamma$ 、 $\sigma^2$  分别为正则化参数, 核函数参数。  
Note:  $k$ 、 $\alpha$ 、 $n$  are infiltration coefficient, infiltration index and roughness coefficient, respectively.  $\gamma$ 、 $\sigma^2$  are the regularization parameter and kernel function parameter, respectively.

图 1 最小二乘支持向量机-遗传算法估算入渗参数及糙率流程图

Fig.1 Flow chart of least squares support vector machines-genetic algorithm (LSSVM-GA) inversion infiltration parameters and roughness

## 1.5 评价指标

采用均方根误差 (root mean square error, RMSE) 和决定系数 (coefficient of determination,  $R^2$ ) 2 种指标来评估 LSSVM-GA 法估算入渗参数和糙率的性能。其中 RMSE 越接近 0,  $R^2$  越接近 1, 模型的拟合效果越好, 精度越高。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (T_{m,i} - T_{p,i})^2}{N}} \quad (11)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (T_{m,i} - T_{p,i})^2}{\sum_{i=1}^N (T_{m,i} - \bar{T}_m)^2} \quad (12)$$

式中  $N$  为试验观测点数;  $T_{m,i}$  为第  $i$  个试验点的测量时间, min;  $T_{p,i}$  为第  $i$  个试验点的模拟时间, min;  $\bar{T}_m$  为测量时间的平均值, min;

## 2 结果与分析

### 2.1 基于 LSSVM 的推进与消退时间预测

利用网格搜索算法结合交叉验证, 分别构建了推进时间的 LSSVM 回归模型 (正则化常数为 60, RBF 核宽度为 35) 和消退时间的 LSSVM 回归模型 (正则化常数为 70, RBF 核宽度为 20), 分别计算了 LSSVM 回归模型的预测值与原样本 (即 WinSRFR 模拟值) 之间的均方根误差, 从图 2 中可以看出, 推进和消退时间测试样本的预测值散点分布于 1:1 线两侧, RMSE 介于 0.85~3.62 min,  $R^2$  均大于 0.95, 预测精度较高, 表明采用 LSSVM 得到不同参数组合下对应的推进和消退时间模拟值是可行的。因此在后续利用遗传算法求解目标函数时, 只需输入入渗参数以及糙率, 即可直接通过 LSSVM 回归模型得到相应的推进时间与消退时间的模拟值, 进一步提高估算参数的效率。

### 2.2 LSSVM-GA 估算土壤入渗参数和糙率

为验证本文提出的入渗参数和糙率 LSSVM-GA 估算模型的实际应用效果, 选择多元非线性回归<sup>[18]</sup> (multiple nonlinear regression, MNR) 及 WinSRFR 中的灌溉分析评价模块的 Merriam-Keller post-irrigation volume balance analysis<sup>[42]</sup> (MK-PIVB) 进行对比分析。其中 MNR 法主要利用水流推进过程数据, 以同一观测时间上推进距离的模拟值和实测值的差值平方和建立与参数间的目标函数; MK-PIVB 法估算入渗参数  $k$  时需要预设  $\alpha$  和  $n$ , 而后手动调整其值直到曲线与实测点之间有良好的拟合, 进而获得  $k$ 、 $\alpha$  和  $n$  的值。在相同的灌溉基础条件下, 将 3 种方法估算的入渗参数和糙率组合, 分别代入 WinSRFR 软件中模拟 4 组沟的进退水过程, 而后与实测值进行比较 (图 3)。

具体参数组合及误差计算结果见表 2。结果表明, 对于推进过程的模拟, MK-PIVB 法和 LSSVM-GA 法估算的参数模拟的推进曲线较为接近, 其 RMSE 分别介于 1.30~2.94 和 1.06~2.12 min,  $R^2$  均大于 0.97, 而 MNR 法相较而言表现略差, 特别是对于 F1, 其 RMSE 为 5.52 min。进一步结合消退过程分析, LSSVM-GA 法的 RMSE 和  $R^2$  分别介于 2.28~3.11 min 和 0.86~0.89 之间, 精度较高; MNR 法估算的参数模拟的消退过程并不理想, 4 组沟的 RMSE 介于 4.77~6.00 min,  $R^2$  均小于 0.60; MK-PIVB 法估算的参数除在模拟 F2 的推进和消退过程都表现较好外, 其余 3 组消退过程的 RMSE 分别为 4.75、4.13、4.18 min,  $R^2$  分别为 0.49、0.79、0.54。通过上述对模拟值和实测值对比分析可知, 利用 LSSVM-GA 法估算的入渗参数与糙率, 对 4 组沟灌的进退水过程的模拟效果较优于 MK-PIVB 法和 MNR 法。

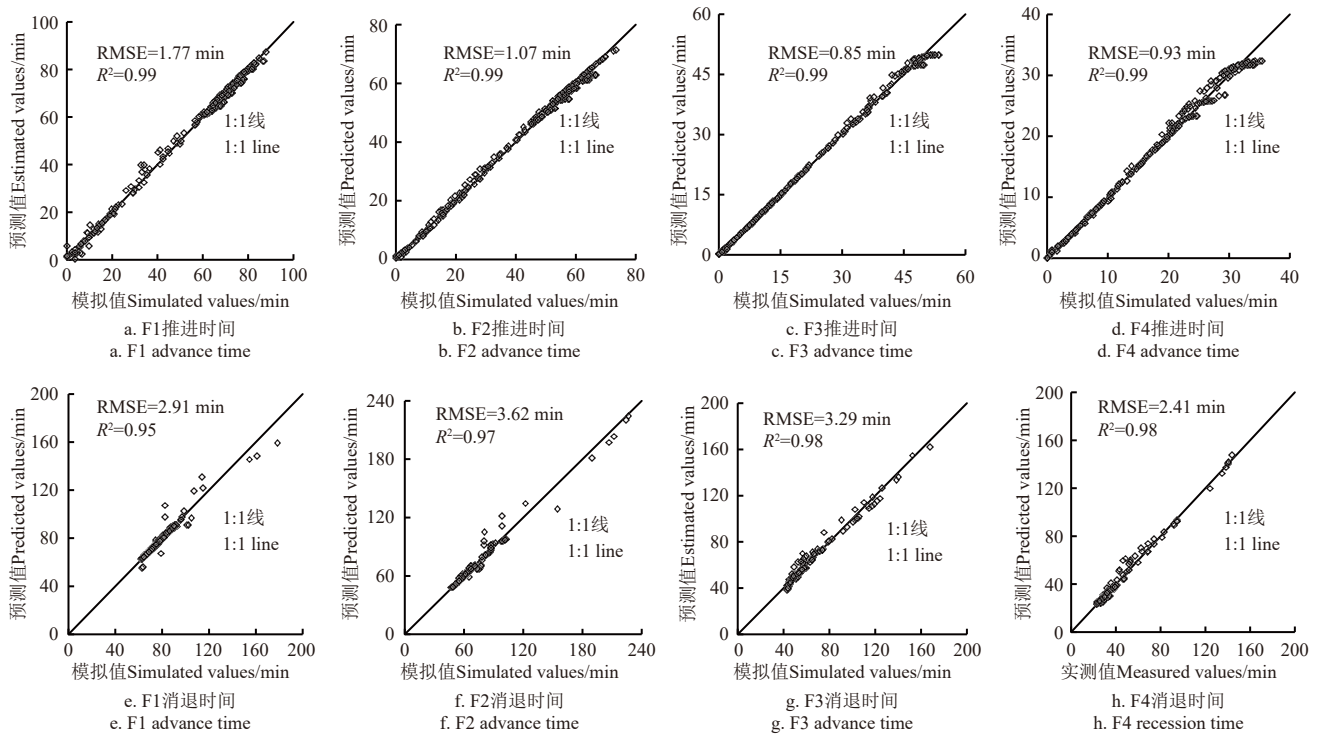
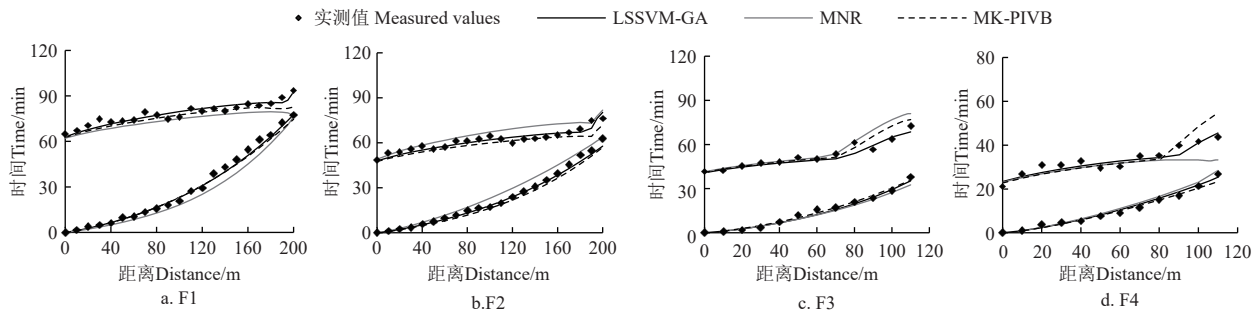


图2 测试样本的LSSVM预测值与WinSRFR模拟值对比

Fig.2 Comparison between the LSSVM predicted values and the WinSRFR simulated values for the test sample



注: LSSVM-GA 为最小二乘支持向量机-遗传算法; MNR 为多元非线性回归; MK-PIVB 为 Merriam-Keller post-irrigation volume balance analysis, 下同。  
Note: LSSVM-GA is a least squares support vector machine-genetic algorithm; MNR is multiple nonlinear regression; MK-PIVB is Merriam-Keller post-irrigation volume balance analysis, same as below.

图3 水流推进与消退过程模拟值与实测值对比

Fig.3 Comparison of the simulated and measured values of the water recession and recession process

表2 不同方法估算的入渗参数与糙率组合及误差分析

Table 2 Combination of infiltration parameters and roughness inverted by different methods and error analysis

沟号 Furrow No.	估算方法 Inversion approach	入渗参数 Infiltration parameters			糙率 Manning roughness $n$	推进时间 Advance time		消退时间 Recession time	
		$k/(mm \cdot min^{-n})$	$\alpha$			RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$
F1	LSSVM-GA	4.980	0.616	0.082	2.12	0.99	2.29	0.89	
	MK-PIVB	6.350	0.559	0.067	2.86	0.99	4.75	0.49	
	MNR	3.950	0.679	0.059	5.52	0.95	5.85	0.26	
F2	LSSVM-GA	5.870	0.618	0.061	1.91	0.99	2.38	0.87	
	MK-PIVB	5.220	0.654	0.053	2.94	0.97	3.63	0.70	
	MNR	8.320	0.523	0.081	4.04	0.95	5.19	0.38	
F3	LSSVM-GA	7.930	0.667	0.063	1.74	0.98	3.11	0.88	
	MK-PIVB	9.740	0.603	0.062	1.49	0.98	4.13	0.79	
	MNR	7.060	0.676	0.069	2.42	0.95	6.00	0.55	
F4	LSSVM-GA	8.080	0.602	0.066	1.06	0.98	2.28	0.86	
	MK-PIVB	10.060	0.520	0.054	1.30	0.97	4.18	0.54	
	MNR	10.570	0.541	0.060	1.63	0.96	4.77	0.39	

### 3 讨论

本研究在4组尾端封闭沟灌水试验基础上,借助LSSVM回归模型,探索了进退水时间与土壤入渗参数及

糙率之间复杂的非线性关系,并在此基础上结合GA对沟灌土壤入渗参数和糙率进行了估算,这对于获得可靠的灌水技术要素,进而提高沟灌的灌水性能具有重要意义。

本研究结果表明, LSSVM-GA 法和 MK-PIVB 法对整体进退水过程的拟合效果优于 MNR 法, 这是因为 MNR 法仅用水流推进过程数据进行参数估算。WALKER 等<sup>[21]</sup>指出推进和消退过程对于土壤入渗参数  $k$ 、 $\alpha$  和糙率  $n$  的敏感程度并不相同, 特定参数对特定水流运动过程的影响更大, 并且相关研究结果也表明推进过程受糙率变化影响较小<sup>[36-38]</sup>, 因此仅基于水流推进过程数据进行参数估算, 入渗参数和糙率之间的相互影响作用会更加明显<sup>[27-28]</sup>, 进而导致模拟的整体水流过程不理想, 这与本研究结果一致。此外 MNR 法需要预设回归函数的形式, 在灵活自行构建非线性映射关系上表现较差, 这也在一定程度上导致了其模拟结果的偏差<sup>[43]</sup>。LSSVM-GA 法对于消退过程的拟合精度略高于 MK-PIVB 法 (表 2), 原因为 MK-PIVB 法需要手动调整预设部分参数的值<sup>[26]</sup>, 不能充分考虑参数之间的相互影响及各种参数组合情况, 计算成本也较高; 另一方面在试算过程中, 主要依赖人工的经验和判断, 优化结果不稳定且往往可能错过最优解, 这与章少辉等<sup>[19]</sup>的研究结果一致。

本文初步得到 LSSVM-GA 法对推进和消退过程的拟合精度有一定的提高, 所采用的方法可为后续类似估算参数的研究提供借鉴和参考。但由于忽略了入渗参数和糙率空间变异性和尺度效应的影响, 导致所提出的 LSSVM-GA 法可能主要适用于本文研究区域, 且从图 3 中看出模拟值与实测值之间存在一定的差异, 特别是消退过程呈现了波动趋势, 但本文在模拟时未考虑。在今后的研究中, 还需结合相对高程数据, 利用地质统计学方法, 对田面微地形时空变异性进行分析, 以进一步提高 LSSVM-GA 法的可靠性和普适性。同时, 本研究在求解多目标函数时, 将推进过程和消退过程的权重系数各取为 0.5, 在后续研究时, 可就对权重系数对参数估算精度的影响进行深入研究。

## 4 结 论

1) 本文以 WinSRFR 模拟结果为样本集, 分别构建了推进时间和消退时间的最小二乘支持向量机 (least squares support vector machines, LSSVM) 回归模型。结果表明, 推进和消退时间测试样本的 RMSE 介于 0.85~3.62 min, 表明所构建的 LSSVM 回归模型具有较高的计算精度。

2) 本文提出基于 LSSVM 和遗传算法 (genetic algorithm, GA) 相结合的方法 (LSSVM-GA) 来估算沟灌入渗参数 ( $k$ ,  $\alpha$ ) 和糙率 ( $n$ )。LSSVM-GA 法以最小化进退水时间模拟值与实测值的误差为目标, 实现的关键在优化求解时实现 2 种算法的数据交换, 即应用 LSSVM 回归模型先计算相应  $k$ 、 $\alpha$  和  $n$  下的进退水时间模拟值, 然后结合实测值计算得到种群中个体的适应度, 进而对比寻优得到  $k$ 、 $\alpha$  和  $n$  的参数组合。在 4 组田间试验沟数据基础上, 将 LSSVM-GA 法与多元非线性回归 (multiple nonlinear regression, MNR) 及 WinSRFR 中的 Merriam-Keller post-irrigation volume balance

analysis (MK-PIVB) 进行对比分析验证。结果表明, 与 MNR 法和 MK-PIVB 法相比, LSSVM-GA 法估算的参数对推进和消退过程的拟合效果均有所改善,  $R^2$  均大于 0.97。入渗参数、糙率与进退水时间之间为非线性关系, LSSVM-GA 法通过结合非线性映射和启发式算法, 在一定程度上克服了其他 2 种方法需要预设回归函数的形式、依赖人工的经验和计算成本高等缺陷。

## [参 考 文 献]

- [1] MAZAREI R, MOHAMMADI A S, EBRAHIMIAN H, et al. Temporal variability of infiltration and roughness coefficients and furrow irrigation performance under different inflow rates[J]. *Agricultural Water Management*, 2021, 245: 106465.
- [2] AHMADABAD H Y, LIAGHAT A, SOHRABI T, et al. Improving performance of furrow irrigation systems using simulation modelling in the Moghan plain of Iran[J]. *Irrigation and Drainage*, 2021, 70(1): 131-149.
- [3] SETU T, LEGESE T, TEKLIE G, et al. Effect of furrow irrigation systems and irrigation levels on maize agronomy and water use efficiency in Arba Minch, Southern, Ethiopia[J]. *Heliyon*, 2023, 9(7): e17833.
- [4] XU J, CAI H, SADDIQUE Q, et al. Evaluation and optimization of border irrigation in different irrigation seasons based on temporal variation of infiltration and roughness[J]. *Agricultural Water Management*, 2019, 214: 64-77.
- [5] CHARI M M, POOZAN M T, AFRASIAB P. Modeling infiltration in surface irrigation with minimum measurement (study of USDA-NRCS intake families)[J]. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2021, 7(1): 433-441.
- [6] OSTAD-ALI-ASKARI K. Developing an optimal design model of furrow irrigation based on the minimum cost and maximum irrigation efficiency[J]. *Applied Water Science*, 2022, 12(7): 144.
- [7] EBRAHIMIAN H, GHAFFARI P, GHAMESHLOU A N., et al. Extensive comparison of various infiltration estimation methods for furrow irrigation under different field conditions[J]. *Agricultural Water Management*, 2020, 230: 105960.
- [8] JAVADI A, OSTAD-ALI-ASKARI K, TALEBMORAD H. Effect of simultaneous variations of Kostikov-Lewis infiltration coefficients equation in irrigation management on SIRMOD model outputs[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2023, 16(4): 289.
- [9] ELLIOT R L, WALKER W R. Field evaluation of furrow infiltration and advance functions[J]. *Transactions of the ASAE*, 1982, 25(2): 396-400.
- [10] ESFANDIARI M, MAHESHWARI B L. Application of the optimization method for estimating infiltration characteristics in furrow irrigation and its comparison with other methods[J]. *Agricultural Water Management*, 1997, 34(2): 169-185.
- [11] 王维汉, 缴锡云, 彭世彰, 等. 畦灌土壤入渗参数估算的线性回归法[J]. *水利学报*, 2007, 38(4): 468-472. WANG Weihang, JIAO Xiyun, PENG Shizhang, et al. Linear regression approach for estimating soil infiltration parameters of border irrigation[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2007, 38(4): 468-472. (in Chinese with English abstract)
- [12] 费良军, 程东娟, 赵新宇. 由膜孔灌田面灌水参数推求基于 Kostikov 模型的点源入渗参数[J]. *农业工程学报*, 2007, 23(3): 88-90.

- FEI Liangjun, CHENG Dongjuan, ZHAO Xinyu. Determination of point source infiltration parameters based on Kostiakov model with field irrigation data in film hole irrigation[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2007, 23(3): 88-90. (in Chinese with English abstract)
- [13] VALIANTZAS J D. Simple method for identification of border infiltration and roughness characteristics[J]. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 1994, 120(2): 233-249.
- [14] SEPASKHAH A R, BONDAR H. SW-Soil and water: Estimation of Manning roughness coefficient for bare and vegetated furrow irrigation[J]. *Biosystems Engineering*, 2002, 82(3): 351-357.
- [15] NIE W, FEI L, MA X. Estimated infiltration parameters and Manning roughness in border irrigation[J]. *Irrigation and Drainage*, 2012, 61(2): 231-239.
- [16] 满俊, 张江江, 郑强, 等. 基于数据同化的土壤水力参数估算方法: 研究进展与展望[J]. *土壤学报*, 2023, 60(6): 1543-1554.  
MAN Jun, ZHANG Jiangjiang, ZHENG Qiang, et al. Data assimilation for soil hydraulic parameter estimation: Progress and Perspectives[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2023, 60(6): 1543-1554. (in Chinese with English abstract)
- [17] MCLYMONT D J, SMITH R J. Infiltration parameters from optimisation on furrow irrigation advance data[J]. *Irrigation Science*, 1996, 17(1): 15-22.
- [18] 王占军. 地面灌溉参数与灌水技术要素优化研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2009.  
WANG Zhanjun. Research On optimization of Surface Irrigation Parameters And Irrigation Technique Factors[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2009. (in Chinese with English abstract)
- [19] 章少辉, 许迪, 李益农, 等. 基于 SGA 和 SRFR 的畦灌入渗参数与糙率系数优化估算模型 ( I ) ——模型建立[J]. *水利学报*, 2006, 37(11): 1297-1302.  
ZHANG Shaohui, XU Di, LI Yinong, et al. An optimized inverse model used to estimate Kostiakov infiltration parameters and Manning's roughness coefficient based on SGA and SRFR model: ( I ) Establishment[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2006, 37(11): 1297-1302. (in Chinese with English abstract)
- [20] GILLIES M H, SMITH R J. Infiltration parameters from surface irrigation advance and run-off data[J]. *Irrigation Science*, 2005, 24(1): 25-35.
- [21] WALKER W R. Multilevel calibration of furrow infiltration and roughness[J]. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 2005, 131(2): 129-136.
- [22] RODRÍGUEZ J A, MARTOS J C. SIPAR\_ID: Freeware for surface irrigation parameter identification[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2010, 25(11): 1487-1488.
- [23] 徐家屯. 泾惠渠灌区土壤入渗参数及灌水技术参数优化研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2016.  
XU Jiatusun. Research on Soil Infiltration Parameters and Optimum Irrigation Technical Parameters in Jinghui Canal Irrigation Area[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2016. (in Chinese with English abstract)
- [24] SALAHOU M K, JIAO X, LÜ H. Border irrigation performance with distance-based cut-off[J]. *Agricultural Water Management*, 2018, 201: 27-37.
- [25] MAZAREI R, MOHAMMADI A S, NASERI A A, et al. Optimization of furrow irrigation performance of sugarcane fields based on inflow and geometric parameters using WinSRFR in Southwest of Iran[J]. *Agricultural Water Management*, 2020, 228: 105899.
- [26] RABBANIHA H, EBRAHIMIAN H. Developing a simple method for estimating soil infiltration in furrow and border irrigation using advance, recession and runoff data[J]. *Irrigation and Drainage*, 2024, 73: 50-63.
- [27] BAUTISTA E, WALKER W R. Advances in Estimation of Parameters for Surface Irrigation Modeling and Management[C]// 5th National Decennial Irrigation Conference Proceedings, Phoenix Convention Center, Phoenix, Arizona USA: ASABE, 2010: 1-16.
- [28] 张强. 基于实时反馈控制的沟灌灌水技术要素组合优化方法[D]. 西安: 西安理工大学, 2023.  
ZHANG Qiang. Combiantion Optimiazation Method of Furrow Irrigation Technical Elements Basend on Real-Time Feedback Control[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2023. (in Chinese with English abstract)
- [29] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. *Neural Processing Letters*, 1999, 9(3): 293-300.
- [30] 李建文, 郭向红, 孙西欢, 等. 基于最小二乘支持向量机模型预测田面糙率[J]. *节水灌溉*, 2015(1): 1-3.  
LI Jianwen, GUO Xianghong, SUN Xihuan, et al. Field roughness prediction based on least square support vector machine models[J]. *Water Saving Irrigation*, 2015(1): 1-3. (in Chinese with English abstract)
- [31] 梁月吉, 任超, 黄仪邦, 等. 多星融合的土壤湿度滚动式估算模型[J]. *遥感学报*, 2019, 23(4): 648-660.  
LIANG Yueji, REN Chao, HUANG Yibang, et al. Rolling estimation model of soil moisture based on multi-satellite fusion[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2019, 23(4): 648-660. (in Chinese with English abstract)
- [32] SONG C, YAO L, HUA C, et al. A water quality prediction model based on variational mode decomposition and the least squares support vector machine optimized by the sparrow search algorithm (VMD-SSA-LSSVM) of the Yangtze River, China[J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2021, 193(6): 363.
- [33] ZHAO L, QING S, BAI J, et al. A hybrid optimized model for predicting evapotranspiration in early and late rice based on a categorical regression tree combination of key influencing factors[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 211: 108031.
- [34] BAUTISTA E, SCHLEGEL J L. A flexible system for estimation of infiltration and hydraulic resistance parameters in surface irrigation[J]. *Transactions of the ASABE*, 2017, 60(4): 1223-1234.
- [35] 聂卫波, 张强, 冯正江, 等. 沟灌管理参数优化策略比较与最优灌水时间估算[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(1): 89-99.  
NIE Weibo, ZHANG Qiang, FENG Zhengjiang, et al. Comparison of strategies for optimizing management parameters and estimation of optimal cutoff time for furrow irrigation[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE)*, 2022, 38(1): 89-99. (in Chinese with English abstract)
- [36] NIE W, FEI L, MA X. Impact of infiltration parameters and Manning roughness on the advance trajectory and irrigation performance for closed-end furrows[J]. *Spanish Journal of*

- Agricultural Research*, 2014, 12(4): 1180-1191.
- [37] SMITH R J, UDDIN M J, GILLIES M H. Estimating irrigation duration for high performance furrow irrigation on cracking clay soils[J]. *Agricultural Water Management*, 2018, 206: 78-85.
- [38] NIE W, LI Y, ZHANG F, et al. Optimal discharge for closed-end border irrigation under soil infiltration variability[J]. *Agricultural Water Management*, 2019, 221: 58-65.
- [39] 刘双印, 徐龙琴, 李道亮, 等. 基于蚁群优化最小二乘支持向量回归机的河蟹养殖溶解氧预测模型[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(23): 167-175.
- LIU Shuangyin, XU Longqin, LI Daoliang, et al. Dissolved oxygen prediction model of eriocheir sinensis culture based on least squares support vector regression optimized by ant colony algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE)*, 2012, 28(23): 167-175. (in Chinese with English abstract)
- [40] 李凯丽. 基于最小二乘支持向量机的汽轮机热耗率预测与运行初压优化[D]. 北京: 中国石油大学, 2022.
- LI Kaili. Steam Turbine Heat Rate Prediction and Initial Steam Pressure Optimization Based on Least Square Support Vector Machine[D]. Beijing: China University of Petroleum, 2022. (in Chinese with English abstract)
- [41] DENG Y, LIU Y. Prediction of depth-averaged velocity for flow through submerged vegetation using least squares support vector machine with bayesian optimization[J]. *Water Resources Management*, 2024, 38(5): 1675-1692.
- [42] BAUTISTA E, CLEMMENS A J, STRELKOFF T S, et al. Modern analysis of surface irrigation systems with WinSRFR[J]. *Agricultural Water Management*, 2009, 96(7): 1146-1154.
- [43] 冯正江, 聂卫波, 余淼, 等. 多尺度土壤入渗特性的变异特征和传递函数构建[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(13): 64-75.
- FENG Zhengjiang, NIE Weibo, YU Miao, et al. Multiple scale variability of soil infiltration characteristics and establishment of pedo-transfer function[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE)*, 2022, 38(13): 64-75. (in Chinese with English abstract)

## Estimation and validation of furrow infiltration parameters and roughness based on LSSVM-GA

ZHOU Wen<sup>1</sup>, BAI Dan<sup>1\*</sup>, LI Yibo<sup>1</sup>, MA Xin<sup>2</sup>, BAI Xueli<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Eco-hydraulics in Northwest Arid Region, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China;

2. Water Resources Research Institute of Inner Mongolia, Hohhot 010051, China)

**Abstract:** Infiltration parameters and roughness are essential parameters in the design and management of furrow irrigation. Accurate determination of these parameters is essential for achieving reliable irrigation techniques and improving furrow irrigation performance. Therefore, this study proposed a method combining least squares support vector machines (LSSVM) and genetic algorithm (GA) to invert infiltration parameters and roughness. During the parameters inversion, it is necessary to know the simulated values of advance and recession time to construct the objective function, but the relationship between the furrow irrigation advance, recession time and soil infiltration parameters and roughness is implicit in the zero-inertia model, lacking a direct solution. Manually inputting parameters into WinSRFR for validation would severely hinder the efficiency of parameter estimation. Therefore, this study utilized LSSVM to map the complex nonlinear relationship the furrow irrigation advance, recession times and soil infiltration parameters and roughness. The advance time LSSVM regression model (regularization constant 60, RBF kernel width 35) and recession time LSSVM regression model (regularization constant 70, RBF kernel width 20) were constructed. Results showed that the root mean square error (RMSE) for advance and recession time in training samples ranged from 0.84 to 1.75 min and 2.18 to 3.16 min, respectively. For testing samples, the RMSE values ranged from 0.85 to 1.77 min and 2.41 to 3.62 min, demonstrating high prediction accuracy. This approach reduces the computational burden of manual input in WinSRFR by using LSSVM regression models to simulate advance/recession time, thus facilitating parameter estimation with GA. The key to implementing the LSSVM-GA method lies in the data transfer and iteration between LSSVM and GA when calculating the fitness function. To further verify the reliability of the proposed method, furrow irrigation experiments were conducted on closed-end furrows in cornfields in Shuangzhao Village, Xianyang, Shaanxi Province, China. Two typical furrow lengths were selected, each with two test plots to observe the actual advance and recession times. Each scheme was repeated three times, and the final experimental data were averaged. Multiple nonlinear regression (MNR) and Merriam-Keller post-irrigation volume balance analysis (MK-PIVB) from WinSRFR were also used for comparison. Results indicated that for the advance process simulation, the parameters estimated by MK-PIVB and LSSVM-GA provided similar curves, with RMSE ranging from 1.30 to 2.94 min and coefficient of determination ( $R^2$ ) from 0.97 to 0.99. In contrast, MNR performed slightly worse, particularly for F1, with an RMSE of 5.52 min. Further analysis of the recession process showed that MNR's parameter estimates were not ideal, with RMSE ranging from 4.77 to 6.00 min and  $R^2$  below 0.60. MK-PIVB's estimates were satisfactory only for F2, but were inaccurate for the other three furrows with RMSE of 4.75, 4.13, and 4.18 minutes and  $R^2$  of 0.49, 0.70, and 0.54, respectively. The LSSVM-GA method provided improved parameter estimates for both processes, with RMSEs ranging from 1.06 to 2.12 minutes for advance and 2.28 to 3.11 minutes for recession. The LSSVM-GA method effectively combined nonlinear mapping and heuristic algorithms, overcoming the limitations of the other two methods, such as the need for predefined regression functions, reliance on manual experience and judgment, and high computational cost.

**Keywords:** irrigation; infiltration; genetic algorithm; parameters; roughness; least squares support vector machines regression