

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.04.015

基于 PSO - SVR 的植物纤维地膜抗张强度预测研究

刘环宇 陈海涛 闵诗尧 张颖

(东北农业大学工程学院, 哈尔滨 150030)

摘要: 为快速、准确地对生产过程中植物纤维地膜抗张强度进行预测,降低生产成本,提高原料利用率,以植物纤维地膜中试平台为依托,基于粒子群算法(PSO)优化支持向量机回归(SVR)模型,结合正交试验设计 $L_{25}(5^6)$ 方法,以纤维打浆度、施胶剂添加量、湿强剂添加量、地膜定量、混合比作为模型输入参数,以植物纤维地膜抗张强度为输出进行模拟预测,并将模拟结果与 SVR、BP、RBF 智能算法模型进行对比分析。结果表明:PSO - SVR 模型能够较好地表达植物纤维地膜抗张强度与模型参数间的非线性关系,并能根据输入参数快速准确地对植物纤维地膜抗张强度进行预测,测试集样本中预测值与实际值间均方误差、决定系数和均方根误差为 0.117 N^2 、 0.915 、 0.342 N ;与其他智能算法(SVR、BP、RBF)相比,PSO - SVR 算法模型具有更高的适用性与稳定性。研究结果可为生产过程中不同抄造工艺参数下植物纤维地膜抗张强度的在线监控提供参考依据。

关键词: 植物纤维地膜; 抗张强度; 预测模型; 支持向量机回归; 粒子群算法; 正交试验设计

中图分类号: S216.2; TP391.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2017)04-0118-07

Tensile Strength Prediction for Plant Fiber Mulch Based on PSO - SVR

LIU Huanyu CHEN Haitao MIN Shiyao ZHANG Ying

(College of Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China)

Abstract: Straw fiber is a kind of huge renewable biological macromolecule material, and using crop straw as the raw material to manufacture plant fiber mulch is an ideal way of promoting comprehensive utilization of straw resource. Tensile strength of plant fiber mulch is a measure of damage caused by external stress. In order to accurately and effectively predict the tensile strength, reduce production cost and improve the utilization rate of raw materials, based on pilot-production line of plant fiber mulch, particle swarm optimization (PSO) used to optimize support vector machine regression (SVR) combined with the orthogonal test method ($L_{25}(5^6)$) was proposed, namely, the PSO - SVR. The production processes variables were chosen, and the PSO - SVR model was established in Matlab 2011b. The input parameters affecting plant fiber mulch tensile strength through mechanism analysis were beating degree, dosage of wet strength agent, regulator, basis weight and mixture ratio; the evaluation index was tensile strength. The results were compared in terms of prediction accuracy with three prediction models respectively based on support vector machine regression (SVR), back propagation neural network regression (BP) and radial basis function neural network regression (RBF). The results obtained by using the PSO - SVR model showed that the mean square error was 0.117 N^2 , the coefficient of determination was 0.915 and the root mean square error was 0.342 N . The punishment factor and kernel parameter of SVR can select by PSO automatically. Compared with other intelligent algorithms, such as SVR, BP and RBF, PSO - SVR algorithm possessed superior applicability and stability. Therefore, this method can better reflect the actual tensile strength of plant fiber film, which can be used as a theoretical basis for the intelligent controlling under different process conditions.

Key words: plant fiber mulch; tensile strength; prediction model; support vector machines regression; particle swarm algorithm; orthogonal test design

收稿日期: 2017-01-04 修回日期: 2017-01-27

基金项目: “十二五”国家科技支撑计划项目(2012BAD32B02-5)

作者简介: 刘环宇(1990—),男,博士生,主要从事生物质转化与利用工程研究, E-mail: liuhy0528@163.com

通信作者: 陈海涛(1962—),男,教授,博士生导师,主要从事农业机械装备及生物质材料研究, E-mail: htchen@neau.edu.cn

引言

农作物秸秆是巨大的可再生天然高分子材料^[1-2],以其为原料制造可降解植物纤维地膜是一种理想的利用方式^[3-4]。在植物纤维地膜的实际生产过程中,为满足不同农艺要求需根据不同抄造工艺参数对其进行加工。然而多数企业对纤维地膜抄造工艺参数的控制存在较大的偏差,且没有抗张强度在线监测仪表,均需进行破坏性检测,这不仅提高了生产成本,还造成了秸秆原料的浪费^[5-6]。因此生产过程中根据不同抄造工艺参数建立快速、准确、高效的预测模型是十分必要的^[7-8]。

国内外众多学者对植物纤维地膜抗张强度进行了研究。早在 20 世纪 60 年代 PAGE^[9]通过理论分析探究了影响抗张强度的主要影响因素,提出了 Page 理论模型。AXELSSON^[10]对 Page 模型部分参数进行了改进分析,使得模型在理论上可进行较好的预测,但模型参数较多,实际预测精度低,实用性不高。在工艺研究方面,文献[11-13]分别以水稻秸秆、大豆秸秆、玉米秸秆为原料对可降解植物纤维地膜进行试制,从工艺角度分析并确定了影响地膜抗张强度的主要因素。随着计算机技术的发展与应用,相关学者利用软件仿真及智能算法模型对抗张强度进行模拟分析,李远华等^[14]以影响纸张抗张强度的 6 个生产过程变量为指标,建立了基于偏最小二乘法的抗张强度预测模型。陶劲松等^[5]从纸张预测模型实际相关性差、预测精度低等方面出发,采用 PLS 和 SVM 对纸张抗张强度进行建模,但模型统计方法对数据的选取依赖性较强,模型误差有待改进。卢桂馥等^[15]基于支持向量机回归提出了织物剪切性能预测的新方法。NAVITA 等^[16]利用神经网络较高的鲁棒性和非线性拟合能力对生产过程中纸张的抗张强度建立模型,但预测时需要大量数据支持,且容易陷入局部极小值。

本文利用正交试验设计方法 $L_{25}(5^6)$,以纤维打浆度、地膜定量、施胶剂添加量、湿强剂添加量和混合比为模型输入参数,基于粒子群算法-支持向量机回归预测模型(PSO-SVR)对植物纤维地膜干抗张强度进行预测研究,以期为实际生产过程中植物纤维地膜抗张强度的在线监控提供参考依据。

1 试验材料与方法

1.1 材料与仪器设备

试验材料:东农 425 水稻秸秆(东北农业大学试验基地);未漂硫酸盐针叶木浆板;施胶剂、湿强剂(济南合顺化工有限公司)^[17]。

试验仪器:ZT4-00 型瓦利打浆机,陕西中通试验装备有限公司;ZJG-100 型肖伯氏打浆度测试仪,长春市月明小型试验机有限责任公司;ZCX-A 纸页成型器,长春市月明小型试验机有限责任公司;FB-1 型分析筛;JA5003B 型电子天平,上海精科天美科学仪器有限公司,称量范围:0~500 g,读数精度:1 mg;ZUS-4 型纸张厚度测定仪(长春市月明小型试验机有限责任公司),测量范围:0~4 mm,精度:0.01 mm;WDW-5 型微机电子式万能试验机,济南德瑞克仪器有限公司,有效测力范围:0~500 N;WGL-45B 型电热鼓风干燥箱,天津泰斯特仪器有限公司,控温范围:1~300℃。

1.2 工艺流程

制备水稻秸秆纤维→打浆及浆料配制→抄造膜片→干燥→成型^[17-18]。

(1)水稻秸秆纤维制备:水稻秸秆经自制 D200 型秸秆纤维制取机加工成纤维原料,自然晾干后经 FB-1 型分析筛筛分,保留 0~10 mm 纤维用于打浆。

(2)打浆:按照 GB/T 24325—2009 利用 ZT4-00 瓦利打浆机将水稻秸秆纤维打浆到表 1 所示相应的打浆度。未漂硫酸盐针叶木浆板按照 GB/T 24325—2009 标准打浆至 35°SR,以备配浆使用。

表 1 正交试验因素水平

Tab. 1 Factors and levels of orthogonal test

水平	试验因素				
	打浆度/ °SR	混合比/ %	定量/ (g·m ⁻²)	湿强剂添 加量/%	施胶剂添 加量/%
1	30	60	50	0.50	0.4
2	35	70	60	0.75	0.5
3	40	80	70	1.00	0.6
4	45	90	80	1.25	0.7
5	50	100	90	1.50	0.8

(3)浆料配制:两种浆料按照试验方案(表 1)中比例混合,待浆料充分融合后加入施胶剂,充分搅拌后,加入湿强剂,混合均匀,以备抄膜。施胶剂可充分填充在植物纤维之间,改进了纤维地膜对液体渗透的抵抗能力,使强度得以改善。湿强剂加入后,湿强剂分子部分附着于纤维表面,部分沉积于纤维之间,当植物纤维地膜干燥时,湿强剂分子相互交联成网状结构,同时对施胶剂起到了助留作用,可大幅度提高地膜强度。

(4)抄造膜片:按照 GB/T 24324—2009 将配好的浆料压榨、干燥后,完成膜片制造,测得不同定量植物纤维地膜厚度分布范围为(0.09±0.02) mm。

(5)抗张强度测定:纤维地膜抗张强度参照

GB/T 453—2002《纸和纸板抗张强度的测定方法(恒速加荷法)》测定,拉伸速率设定为100 mm/min,如图1所示。



图1 抗张强度测定试验装置

Fig.1 Tensile strength measurement device

1.3 试验方法

基于前期相关试验研究成果^[19],选取纤维打浆度、混合比(水稻秸秆纤维干物质占总干物质质量分数)、定量(地膜每平方米的质量, g/m²)、施胶剂添加量(施胶剂占总浆量干物质的质量分数)、湿强剂添加量(湿强剂占总浆量干物质的质量分数)为试验因素,按照正交试验表 L₂₅(5⁶)进行试验,试验因素水平如表1所示。

2 预测模型构建

由于植物纤维地膜不同抄造工艺参数和性能指标之间的非线性关系导致难以用通用的数学模型描述,因此需建立适用于小样本数据的高精度植物纤维地膜抗张强度预测模型。支持向量机回归是一种针对小样本数据具有良好学习和泛化能力的智能算法^[20]。近年来,支持向量机回归取得了长足的发展,已成功地用来解决模型预测、基因分类和文本识别等问题^[21-24]。故本文利用粒子群算法优化支持向量机回归模型预测不同抄造工艺参数下植物纤维地膜的抗张强度。

2.1 SVR 预测模型构建

SVR 算法通过引入不敏感函数 ε , 寻找一个最优分类面使得训练样本离最优分类面的误差最小。训练样本集假定为 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, l\}$, 其中输入值 $x_i (x_i \in \mathbf{R}^n)$ 是第 i 个训练样本的输入列向量, $y_i (y_i \in \mathbf{R}^n)$ 为对应的目标值, l 为样本数。不敏感损失函数为

$$\varepsilon(f(x_i) - y_i) = \begin{cases} 0 & (|f(x_i) - y_i| \leq \varepsilon) \\ |f(x_i) - y_i| - \varepsilon & (|f(x_i) - y_i| > \varepsilon) \end{cases} \quad (1)$$

式中 $f(x)$ ——估计函数

用以控制模型拟合精度,过大会导致预测模型过于简单,过小则会导致模型过于复杂,不便推广。

估计函数为

$$f(x) = \mathbf{w}\phi(x) + b \quad (2)$$

式中 \mathbf{w} ——超平面的法向量

$\phi(x)$ ——非线性映射函数

b ——偏置量

根据结构风险最小化准则,目标函数方程引入松弛因子 $\xi \geq 0, \xi^* \geq 0$,最优化问题表示为

$$\begin{cases} \min \left[\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + c \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \right] \\ \text{s. t.} \begin{cases} y_i - \mathbf{w}\phi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ -y_i + \mathbf{w}\phi(x_i) + b \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i \geq 0 \\ \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

式中 c ——惩罚系数,用于控制超出误差范围的样本惩罚程度

引入 Lagrange 函数,并将函数转换为对偶形式,最优化问题表示为

$$\begin{cases} \max \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) - \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \right] \\ \text{s. t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq c \\ 0 \leq \alpha_i^* \leq c \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

式中 α_i, α_i^* ——拉格朗日乘子

求解可得最优解为 $\boldsymbol{\alpha} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l), \boldsymbol{\alpha}^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_l^*)$, 则有

$$\mathbf{w}^* = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \phi(x_i) \quad (5)$$

$$b^* = \frac{1}{N_{nsv}} \left\{ \sum_{0 < \alpha_j < c} \left[y_i - \sum_{x_j \in SV} (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) - \varepsilon \right] + \sum_{0 < \alpha_j < c} \left[y_i - \sum_{x_j \in SV} (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) + \varepsilon \right] \right\} \quad (6)$$

式中 N_{nsv} ——支持向量个数

于是,回归函数为

$$f(x) = \mathbf{w}^* \phi(x) + b^* = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b^* \quad (7)$$

采用 RBF 核函数的 SVR 模型为

$$K(x, x') = \exp(-g \|x - x'\|^2) \quad (8)$$

式中 g ——宽度系数

2.2 PSO 算法参数寻优

支持向量机回归模型的拟合精度和适用性能取

决于不敏感损失系数 ε 、惩罚系数 c 、宽度系数 g 3 个参数的选取,如模型参数选取不当,会导致模型运行时间较长,预测精度较低^[25-28]。为保证模型预测的准确性,寻求一个精确、快速、稳定算法来实现对支持向量机回归模型 3 个重要参数选取则尤为重要。粒子群算法是一种基于群体智能的优化算法,基于种群的并行进行全局搜索,相比其他智能算法具有更快的收敛速度,针对高维度问题的处理更具优势^[29-30]。因此,本文基于粒子群算法结合植物纤维地膜抗张强度性能指标,优选出适应支持向量机回归模型参数。

PSO 算法首先在一个 D 维的目标搜索空间中初始化粒子,并且每个粒子都代表极值问题的一个潜在最优解,用速度、位置和适应度 3 项指标来表示该粒子的特征,群体中第 i 个粒子在搜索空间中位置表示为 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$,其移动速度可表示为 $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$,搜索过程中个体最优解记为 $\mathbf{P}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$,全局最优解记为 $\mathbf{P}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。每次迭代过程中,粒子通过个体极值和群体极值来更新当前速度和位置,迭代公式为

$$\mathbf{V}_i^{k+1} = \sigma \mathbf{V}_i^k + c_1 r_1 (\mathbf{P}_i^k - \mathbf{X}_i^k) + c_2 r_2 (\mathbf{P}_g^k - \mathbf{X}_i^k) \quad (9)$$

$$\mathbf{X}_i^{k+1} = \mathbf{X}_i^k + \mathbf{V}_i^{k+1} \quad (10)$$

式中 k ——前迭代次数 σ ——权重因子

c_1, c_2 ——学习因子

r_1, r_2 —— $[0, 1]$ 之间的随机数

SVR 模型中的 3 个自由参数 ε, c, g 决定了模型的复杂程度和泛化能力。基于 ε, c, g 3 个参数,选取交叉过程中最低的均方差作为适应度函数 $f(i)$ 。

基于粒子群算法优化支持向量机回归模型参数寻优流程如图 2 所示。

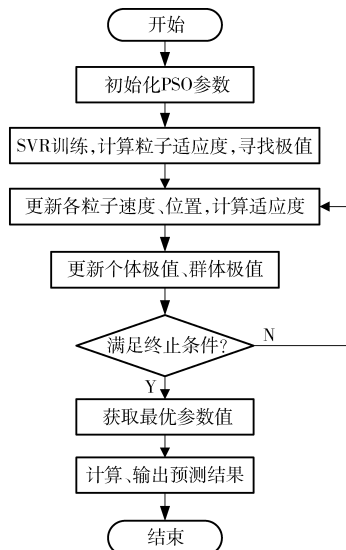


图 2 PSO-SVR 流程图

Fig. 2 Flow chart of PSO-SVR

2.3 模型精度评价

为更好地对模型预测精度进行评价,引入均方误差、决定系数和均方根误差来评价模型预测精度。均方误差越小,说明模型预测值与实际值间差值越小,预测精度越高。决定系数表示预测值与实际值关系密切程度,决定系数越大,则表明预测值越能真实地反映实际值。均方根误差评价模型预测值与实际值间变化程度。

3 结果与分析

3.1 正交试验结果

为降低试验带来的随机误差,各试验样本组在相同指标条件下对地膜样片进行抄造,取 10 次抗张强度的算术平均值作为测试结果,如表 2 所示。

表 2 正交试验安排与结果

Tab. 2 Results and arrangement of orthogonal test

编号	试验因素					抗张强度/N
	打浆度/ °SR	混合 比/%	定量/ (g·m ⁻²)	湿强剂添 加量/%	施胶剂添 加量/%	
1	30	60	50	0.50	0.4	21.0
2	30	70	60	0.75	0.5	20.4
3	30	80	70	1.00	0.6	30.7
4	30	90	80	1.25	0.7	36.8
5	30	100	90	1.50	0.8	40.2
6	35	60	60	1.00	0.7	23.2
7	35	70	70	1.25	0.8	39.0
8	35	80	80	1.50	0.4	35.9
9	35	90	90	0.50	0.5	31.3
10	35	100	50	0.75	0.6	18.9
11	40	60	70	1.50	0.5	29.8
12	40	70	80	0.50	0.6	38.7
13	40	80	90	0.75	0.7	41.7
14	40	90	50	1.00	0.8	21.7
15	40	100	60	1.25	0.4	22.3
16	45	60	80	0.75	0.8	35.4
17	45	70	90	1.00	0.4	41.9
18	45	80	50	1.25	0.5	17.8
19	45	90	60	1.50	0.6	25.4
20	45	100	70	0.50	0.7	23.4
21	50	60	90	1.25	0.6	48.4
22	50	70	50	1.50	0.7	21.3
23	50	80	60	0.50	0.8	23.4
24	50	90	70	0.75	0.4	32.3
25	50	100	80	1.00	0.5	34.5

3.2 算法参数设计

基于表 2 正交试验数据,随机选取试验数据的 70% 作为样本集,剩余 30% 作为测试集。在 PSO-SVR 预测模型中,SVR 初始化参数取值范围设定为: $c \in [0.01, 100]$, $g \in [0.01, 10]$, $\varepsilon \in [0, 1]$ 。

PSO 参数设定为粒子种群个数 10 个,最大进化代数 200 代,学习因子 $c_1 = 1.5$, $c_2 = 1.7$, 惯性权重 $w = 1$ 。经过 200 次进化计算, PSO - SVR 回归预测模型得到最佳适应度的稳定迭代值, 此时最优化参数 $c = 65.383$, $g = 0.01$, $\varepsilon = 0.11092$ 。PSO - SVR 进化代数曲线如图 3 所示, 模型经 17 次迭代后趋于收敛, 适应度趋于稳定, 可以看出 PSO 算法优化

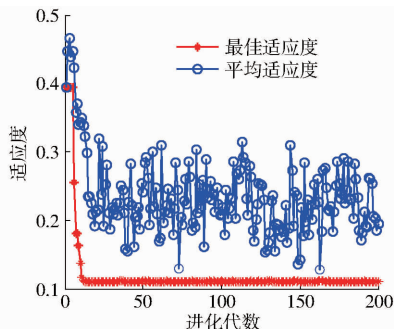


图3 PSO - SVR 进化曲线

Fig. 3 Evolution curves of PSO - SVR

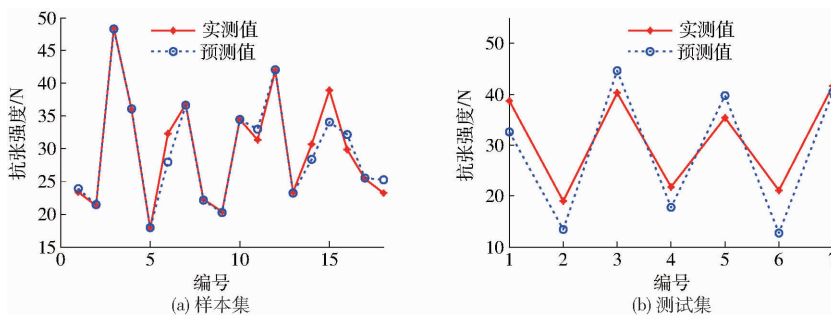


图4 预测值与实测值比较

Fig. 4 Comparison of predicted and measured values

3.4 不同模型预测效果对比

为检测 PSO - SVR 回归预测模型是否比其他智能算法在植物纤维地膜抗张强度预测方面具有优越性及适用性, 分别采用 SVR 算法、BP 神经网络及 RBF 神经网络对表 2 试验数据进行模拟预测。以测试集均方误差、决定系数、均方根误差作为模型间评价指标, 不同模型预测结果如表 3 所示。

表3 不同模型预测结果对比

Tab. 3 Results comparison of different models

算法类型	均方误差/ N^2	决定系数	均方根误差/ N
PSO - SVR	0.117	0.915	0.342
SVR	0.213	0.756	0.462
RBF	0.378	0.781	0.615
BP	0.125	0.717	0.354

从表 3 可以看出, 相比较其他 3 种智能算法, PSO - SVR 预测模型均方误差为 $0.117 N^2$, 决定系数为 0.915, 均方根误差为 0.342 N, 均优于其他 3 种智能算法。对比 SVR、RBF、BP 算法模型分析可

SVR 参数收敛速度快且稳定, 适用于 SVR 参数寻优。

3.3 结果分析

植物纤维地膜抗张强度样本集预测值与实际值比较分析如图 4a 所示。通过对样本集 18 组数据分析可知, 实测值与预测值间差值较小, 均方误差为 $0.014 N^2$; 预测值回归方程与实际值拟合紧密, 决定系数为 0.95; 模型预测值与实际值间差值程度较小, 预测精度较高, 均方根误差为 0.12 N。测试集预测值与实际值比较分析如图 4b 所示。对测试集 7 组数据进行分析可知, 其均方误差为 $0.117 N^2$, 决定系数为 0.915, 均方根误差为 0.342 N。分析结果表明, 以纤维打浆度、地膜定量、施胶剂添加量、湿强剂添加量和混合比作为模型输入参数, 经 PSO - SVR 预测模拟, 植物纤维地膜抗张强度预测值与实际值间差值小, 模型预测精度高, 可较好地反映抗张强度真实状况, 具有良好的适用性。

知, BP 神经网络在植物纤维地膜抗张强度预测精度上优于 RBF 神经网络, 由于 BP 神经网络具有良好的函数逼近能力, 可通过机器学习逼近任意线性、非线性函数, 从而获得高拟合精度。但 BP 神经网络易陷入局部最优问题, 以至收敛速度较慢, 如为了达到一定的模型精度, 则需要大量的样本数据用于训练, 因此在实际应用中存在一定的局限。RBF 算法模型在预测精度上略优于 SVR 算法, 具有良好的泛化能力, 并有很快的学习收敛速度, 可以通过任意精度逼近任意非线性函数, 具有全局逼近能力, 从根本上解决了 BP 神经网络的局部最优问题, 但 RBF 算法没有能力解释自己的推理过程和推理依据, 当数据不充分时, 算法无法进行工作, 造成预测精度较低。由此可见, 针对植物纤维地膜抗张强度, PSO - SVR 预测模型综合能力强、预测精度高, 优于 SVR、RBF、BP 算法。

3.5 模型稳定性检验及预测系统建立

为进一步验证模型稳定性, 分别对 PSO - SVR、

SVR、RBF、BP 预测模型进行 10 次 10 折交叉验证。即将数据集分成 10 份,轮流将其中 9 份作为训练数据,1 份作为测试数据,进行验证。选取 10 次 10 折交叉验证预测集样本均方误差均值、标准差和变异系数为评价指标,对模型稳定性进行描述,模型比较验证结果如图 5 所示。

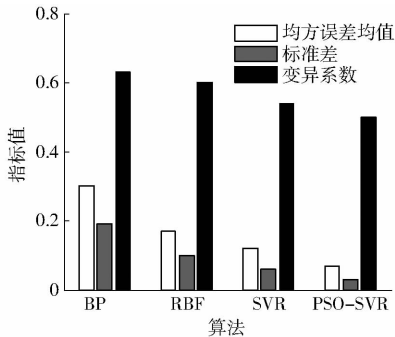


图 5 算法模型比较验证

Fig. 5 Comparison and verification of models

从图 5 可以直观看出 RBF、BP 智能算法在植物纤维地膜抗张强度预测方面表现不佳,SVR 智能算法略优于 RBF、BP 智能算法。PSO-SVR 模型表现最优。10 次 10 折交叉验证后,测试集样本均方

误差均值、标准差和变异系数为 $0.065 N^2$ 、 0.033 、 0.5 。可见 PSO 通过对 SVR 模型参数 ϵ 、 c 、 g 的优化选择,使得模型稳定方面与原始模型及其他算法相比均有显著提高,有力地证明了模型在可降解植物纤维地膜抗张强度预测方面的可操作性。

4 结论

(1) 基于粒子群算法 (PSO) 优化支持向量机回归 (SVR) 模型,结合正交试验设计 $L_{25}(5^6)$ 方法,根据生产过程中不同抄造工艺参数,构建了植物纤维地膜抗张强度预测模型,测试集样本均方误差、决定系数、均方根误差可达到 $0.117 N^2$ 、 0.915 、 $0.342 N$ 。

(2) PSO 算法针对 SVR 核参数进行自动优化选择,可提高模型预测精度。与智能算法 SVR、RBF、BP 相比,PSO-SVR 针对植物纤维地膜抗张强度性能预测方面具有更高的泛化性、稳定性和推广性。

(3) PSO-SVR 模型可为植物纤维地膜抗张强度预测提供参考依据,为进一步实现植物纤维地膜抗张强度在线监控奠定了良好基础。

参 考 文 献

- 王红彦,王飞,孙仁华,等. 国外农作物秸秆利用政策法规综述及其经验启示[J]. 农业工程学报,2016,32(16):216-222. WANG Hongyan, WANG Fei, SUN Renhua, et al. Policies and regulations of crop straw utilization of foreign countries and its experience and inspiration for China[J]. Transactions of the CSAE,2016,32(16):216-222. (in Chinese)
- 刘振,刘玲,张淑敏,等. 秸秆利用循环模式的能值效率和持续发展能力[J]. 生态学报,2016,36(15):4739-4750. LIU Zhen, LIU Ling, ZHANG Shumin, et al. Comparison of emergy efficiency and sustainable development capability between different agricultural circulation modes with straw utilization[J]. Acta Ecologica Sinica,2016,36(15):4739-4750. (in Chinese)
- 陈海涛,韩永俊,刘丽雪,等. 植物纤维地膜原料及其无污染制造方法:CN101694078A[P]. 2010-04-14.
- 陈海涛,韩永俊,刘丽雪,等. 植物纤维地膜及其制造方法:CN101692777A[P]. 2010-04-14.
- 陶劲松,杨亚帆,李远华. 基于 PLS 和 SVM 的纸张抗张强度建模比较[J]. 华南理工大学学报:自然科学版,2014,42(7):132-137. TAO Jinsong, YANG Yafan, LI Yuanhua. Comparison of paper tensile strength prediction models based on PLS and SVM methods [J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition,2014,42(7):132-137. (in Chinese)
- 陶劲松,刘焕彬. 基于过程抄造参数的纸页抗张强度预测模型的研究[J]. 应用基础与工程科学学报,2010,18(增刊1):41-51. TAO Jinsong, LIU Huanbin. Study on modeling sheet tensile strength based on papermaking process parameters [J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2010,18(Supp.1):41-51. (in Chinese)
- GARG P, SCOTT W E. Potential application of predictive tensile strength models in paper manufacture: part I-development of a predictive tensile strength model from the page equation[C]//TAPPI Papermakers Conference Proceedings. Atlanta: GA TAPPI Press,2001.
- SCOTT W E. Potential application of predictive tensile strength models in paper manufacture: part II-integration of a tensile strength model with a dynamic paper machine material balance simulation[C]//TAPPI Papermakers Conference Proceedings. Atlanta: GA TAPPI Press,2001.
- PAGE D H. A theory for the tensile strength of paper[J]. TAPPI Journal, 1969, 52(4):674-679.
- AXELSSON A. Fibre based models for predicting tensile strength of paper[D]. LULEA: Luleå Tekniska Universitet, 2009.
- 韩永俊,陈海涛,刘丽雪,等. 水稻秸秆纤维地膜制造工艺参数优化[J]. 农业工程学报,2011,27(3):242-247. HAN Yongjun, CHEN Haitao, LIU Lixue, et al. Optimization of technical parameters for making film from rice straw fiber[J]. Transactions of the CSAE,2011,27(3):242-247. (in Chinese)
- 袁巧时,陈海涛,韩永俊,等. 玉米秸秆纤维制造可降解地膜工艺参数优化[J]. 黑龙江造纸,2011,39(2):1-5. YUAN Qiaoshi, CHEN Haitao, HAN Yongjun, et al. Optimization of technology parameters of making mulch from corn straw fiber

- [J]. Heilongjiang Pulp & Paper, 2011, 39(2):1-5. (in Chinese)
- 13 李丽霞,陈海涛. 可降解地膜原料大豆秸秆纤维的制备工艺及参数优化[J]. 农业工程学报, 2012, 28(13):269-275.
LI Lixia, CHEN Haitao. Preparation technology and parameters optimization for soybean straw fiber as biodegradable film material [J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(13):269-275. (in Chinese)
- 14 李远华,陶劲松,李继庚,等. 基于偏最小二乘法的纸张抗张强度预测模型[J]. 化工学报, 2014, 65(9):3544-3551.
LI Yuanhua, TAO Jinsong, LI Jigeng, et al. Building predicting model of paper tensile strength based on partial least-squares approach [J]. CIESC Journal, 2014, 65(9):3544-3551. (in Chinese)
- 15 卢桂馥,王勇,窦易文. 基于支持向量机的织物剪切性能预测[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(15):205-207.
LU Guifu, WANG Yong, DOU Yiwen. Prediction of fabric's shearing property with support vector machine [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(15):205-207. (in Chinese)
- 16 NAVITA S, KUMAR R. Artificial neural network modeling for tensile strength of paper in paper manufacturing process international [J]. International Journal of Information Technology and Knowledge Management, 2011, 4(2):409-412.
- 17 陈海涛,明向兰,刘爽,等. 废旧棉与水稻秸秆纤维混合地膜制造工艺参数优化[J]. 农业工程学报, 2015, 31(13):292-300.
CHEN Haitao, MING Xianglan, LIU Shuang, et al. Optimization of technical parameters for making film from waste cotton and rice straw fiber [J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(13):292-300. (in Chinese)
- 18 陶金. 稻秸秆纤维与麻纤维混合非织造布性能的研究[J]. 安徽农学通报, 2012, 18(13):186-190.
TAO Jin. The research of performance of rice straw stalk and hemp's synthetic fabric supatex fabric [J]. Anhui Agricultural Science Bulletin, 2012, 18(13):186-190. (in Chinese)
- 19 韩永俊,陈海涛,刘丽雪,等. 水稻秸秆纤维地膜制造工艺参数优化[J]. 农业工程学报, 2011, 27(3):242-247.
HAN Yongjun, CHEN Haitao, LIU Lixue, et al. Optimization of technical parameters for making mulch from rice straw fiber [J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(3):242-247. (in Chinese)
- 20 VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1995, 8(6):1564.
- 21 陈果,周伽. 小样本数据的支持向量机回归模型参数及预测区间研究[J]. 计量学报, 2008, 29(1):92-96.
CHEN Guo, ZHOU Jia. Research on parameters and forecasting interval of support vector regression model to small sample [J]. Acta Metrologica Sinica, 2008, 29(1):92-96. (in Chinese)
- 22 袁哲明,张永生,熊洁仪. 基于SVR的多维时间序列分析及其在农业科学中的应用[J]. 中国农业科学, 2008, 41(8):2485-2492.
YUAN Zheming, ZHANG Yongsheng, XIONG Jieyi. Multidimensional time series analysis based on support vector machine regression and its application in agriculture [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2008, 41(8):2485-2492. (in Chinese)
- 23 梁栋,管青松,黄文江,等. 基于支持向量机回归的冬小麦叶面积指数遥感反演[J]. 农业工程学报, 2013, 29(7):117-123.
LIANG Dong, GUAN Qingsong, HUANG Wenjiang, et al. Remote sensing inversion of leaf area index based on support vector machine regression in winter wheat [J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(7):117-123. (in Chinese)
- 24 梁亮,杨敏华,张连蓬,等. 基于SVR算法的小麦冠层叶绿素含量高光谱反演[J]. 农业工程学报, 2012, 28(20):162-171.
LIANG Liang, YANG Minhua, ZHANG Lianpeng, et al. Chlorophyll content inversion with hyperspectral technology for wheat canopy based on support vector regression algorithm [J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(20):162-171. (in Chinese)
- 25 ÜSTÜN B, MELSEN W J, OUDENHUIJZEN M. Determination of optimal support vector regression parameters by genetic algorithms and simplex optimization [J]. Analytica Chimica Acta, 2005, 544(1-2):292-305.
- 26 丁世飞,齐丙娟,谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(1):2-10.
DING Shifei, QI Bingjuan, TAN Hongyan. An overview on theory and algorithm of support vector machines [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40(1):2-10. (in Chinese)
- 27 PAL M, DESWAL S. Support vector regression based shear strength modelling of deep beams [J]. Computers & Structures, 2011, 89(13-14):1430-1439.
- 28 YUVARAJ P, MURTHY A R, IYER N R, et al. Support vector regression based models to predict fracture characteristics of high strength and ultra high strength concrete beams [J]. Engineering Fracture Mechanics, 2013, 98(2):29-43.
- 29 孙俊,张梅霞,毛罕平,等. 基于高光谱图像的桑叶农药残留种类鉴别研究[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(6):251-256. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150636&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.06.036.
SUN Jun, ZHANG Meixia, MAO Hanping, et al. Identification of pesticide residues on mulberry leaves based on hyper spectral imaging [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(6):251-256. (in Chinese)
- 30 李美清,李晋阳,毛罕平. 基于光谱特征和生理特征的番茄磷营养诊断方法[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(3):286-291. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160340&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.03.040.
LI Meiqing, LI Jinyang, MAO Hanping. Tomatoes phosphorus nutrition diagnosis based on spectral and physiological characteristics [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3):286-291. (in Chinese)