

## 基于灰狼优化算法的最小二乘支持向量机红枣产量预测研究

李鹏飞<sup>1</sup>, 王青青<sup>2</sup>, 毋建宏<sup>1\*</sup>, 樊怡彤<sup>1</sup>

(1. 西安邮电大学经济与管理学院, 陕西西安 710061; 2. 西安邮电大学现代邮政学院, 陕西西安 710061)

**摘要** 最小二乘支持向量机预测时, 其参数的选取大部分只依赖于人工经验, 无法实现自适应寻优, 阻碍了其学习与泛化能力。针对该问题, 采用灰狼优化算法对最小二乘支持向量机参数寻优, 以1978—2016年全国红枣产量数据为研究对象, 利用最小二乘支持向量机的最优参数对红枣产量数据进行拟合与预测。为避免过拟合现象, 将1978—2007和2013—2016年数据分别作为模型的训练与预测数据, 2008—2012年数据用于交叉验证, 同时为检验该模型的预测性能, 将其与ARIMA模型的预测效果进行对比分析。实证分析表明, 基于灰狼优化算法的最小二乘支持向量机模型预测的平均相对误差小于ARIMA模型预测的平均相对误差, 其可适用于红枣产量的预测, 也进一步表明灰狼优化算法对最小二乘支持向量机参数优化的有效性。

**关键词** 最小二乘支持向量机; 全国红枣产量; 灰狼优化算法; ARIMA

**中图分类号** S126 **文献标识码** A

**文章编号** 0517-6611(2020)06-0218-05

**doi**: 10.3969/j.issn.0517-6611.2020.06.059



开放科学(资源服务)标识码(OSID):

## Least-squares Support Vector Machine Based on Grey Wolf Optimization Algorithm for Prediction of Jujube Yield

LI Peng-fei<sup>1</sup>, WANG Qing-qing<sup>2</sup>, WU Jian-hong<sup>1</sup> et al (1. School of Economics and Management, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an, Shaanxi 710061; 2. School of Modern Posts, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an, Shaanxi 710061)

**Abstract** When predicting least squares support vector machine, most of its parameters are only dependent on artificial experience, and adaptive optimization cannot be achieved, which hinders its learning and generalization ability. To solve this problem, we used the grey wolf optimization algorithm to optimize the parameters of the least squares support vector machine, and took the 1978-2016 national jujube production data as the research object, and used the optimal parameters of the least squares support vector machine to calculate the red jujube yield data. In order to avoid over-fitting, the data of 1978-2007 and 2013-2016 were used as the training and prediction data of the model, respectively. The data of 2008-2012 were used for cross-validation. At the same time, it was combined with ARIMA to test the predictive performance of the model. The prediction effect of the model was compared and analyzed. The empirical analysis showed that the average relative error of the least squares support vector machine model based on the grey wolf optimization algorithm was smaller than the average relative error predicted by the ARIMA model, which could be applied to the prediction of jujube yield, and further indicated that the grey wolf optimization algorithm was effective to the least square support vector machine parameter optimization.

**Key words** Least squares support vector machine; National jujube yield; Grey wolf optimization algorithm; ARIMA

我国枣树资源十分丰富, 在相当长的时间内, 我国在世界红枣生产和贸易中占有绝对统治地位。红枣含有丰富的营养物质, 在中医药学上有很高的实用价值。构建符合红枣产量变化的预测模型, 科学准确预测红枣产量对巩固我国在世界红枣生产中的地位以及提升红枣产业经济效益具有重要的理论价值和实际意义。

随着预测理论的发展, BP神经网络<sup>[1]</sup>、支持向量机<sup>[2]</sup>、时间序列分析ARIMA<sup>[3]</sup>等传统以及相对应的改进模型被广泛应用于预测领域。但BP神经网络和支持向量机等预测模型存在可调参数<sup>[4]</sup>, 而可调参数的选取又是决定预测性能优劣的关键, 在以往的研究中大部分对可调参数的选取都依赖人工经验, 无法实现自适应寻优<sup>[5-6]</sup>。而灰狼优化算法被用于求解函数最优化问题<sup>[7]</sup>, 依靠适应度函数值的大小来区分每个个体的优劣, 适应度函数(fitness function)总是非负的, 任何情况下都希望其值越大越好。研究表明, 灰狼优化算法

在全局寻优方面明显优于粒子群优化算法和进化策略等智能优化算法<sup>[8]</sup>。而最小二乘支持向量机模型只有寻找到合适的参数, 才能使得其具有高的泛化能力和强的鲁棒性, 因此对参数的优化选择是成功使用最小二乘支持向量机的关键<sup>[9]</sup>。鉴于此, 笔者使用灰狼优化算法寻找最小二乘支持向量机的最优参数, 并用优化后的参数模型对1978—2016年全国红枣产量拟合与预测。

## 1 算法理论

采用灰狼优化算法的最小二乘支持向量机模型预测时, 为避免过拟合现象和检验该模型的有效性, 将实证部分主要分为: ①基于灰狼优化算法的最小二乘支持向量机预测(出现过拟合现象); ②经过交叉验证的灰狼优化算法的最小二乘支持向量机预测(避免过拟合现象); ③自回归积分滑动平均模型(ARIMA)预测。实证分析表明, 基于灰狼优化算法的LSSVM模型预测效果优于ARIMA模型, 可用于红枣产量的预测, 同时也表明了灰狼优化算法对最小二乘支持向量机参数优化的合理性与有效性。

**1.1 灰狼优化算法** 灰狼优化(Grey Wolf Optimizer, GWO)算法是Mirjalili等<sup>[10]</sup>在2014年提出的一种能够寻找全局最优解的新型群智能优化算法, 其通过模拟灰狼群体的觅食行为实现目标优化, 具有加速模型收敛速度和提高精度等特点。

**基金项目** 国家社科基金(18FGL022); 教育部哲学社会科学研究后期资助项目(18JHQ082); 陕西省科技厅重大项目(2018ZDXM-GY-188); 陕西高校青年创新团队; 陕西省教育厅服务地方专项项目(19JC037); 西安市科技计划项目(201806117YF05NC13(5))。

**作者简介** 李鹏飞(1975—), 男, 陕西户县人, 教授, 博士, 从事电商大数据分析研究。\*通信作者, 副教授, 硕士, 从事大数据处理研究。

**收稿日期** 2019-08-24

该算法利用金字塔式的等级管理制度,将灰狼群体划分为4种等级: $\alpha$ (第1层最优灰狼)、 $\beta$ (第2层次优灰狼)、 $\delta$ (第3层第三优灰狼)和 $\omega$ (第4层剩余灰狼),并根据适应度值的大小,将狼进行排序,其中选择适应度的前3个值作为 $\alpha$ 、 $\beta$ 和 $\delta$ 等级的灰狼。在狼群中, $\alpha$ 狼做出的决策其他狼必须听从和执行, $\beta$ 狼协助 $\alpha$ 狼做出正确的决策,并听令于 $\alpha$ 狼, $\delta$ 狼听从 $\alpha$ 和 $\beta$ 狼,是 $\omega$ 狼的上级,等级最低的 $\omega$ 狼服从于前3等级的狼,有着平衡狼群内部关系的作用, $\omega$ 狼追随前3者进行追踪和围捕,猎物的位置便是目标函数的最优解。

灰狼优化算法步骤可用数学模型表示为<sup>[11]</sup>:

步骤1:灰狼与猎物之间的距离 $D$

$$D = |GX_p(t) - X(t)| \quad (1)$$

式中, $X_p(t)$ 表示第 $t$ 代猎物的位置; $X(t)$ 为第 $t$ 代灰狼的位置; $G=2r_1$ 表示向量系数, $r_1$ 为闭区间0到1内的随机数。

步骤2:随着灰狼向猎物的移动,利用式(2)对灰狼空间位置不断更新:

$$X(t+1) = X_p(t) - BD \quad (2)$$

$$B = 2ar_2 - a \quad (3)$$

公式(2)中, $X(t+1)$ 表示第 $(t+1)$ 代灰狼更新后的位置; $B$ 为收敛向量;公式(3)中, $r_2$ 为 $a$ 的随机向量; $a$ 的分量初始值为2,其随着迭代次数的增加随之递减直至为0。

步骤3:在狼群觅食过程中,当 $\alpha$ 狼判断出猎物所处位置时,将由其带领 $\beta$ 和 $\delta$ 对猎物进行追捕。因 $\alpha$ 、 $\beta$ 和 $\delta$ 狼最靠近猎物,则可利用其位置判断猎物的位置。利用公式(4)和(5)求出其他灰狼与 $\alpha$ 、 $\beta$ 和 $\delta$ 狼之间的距离,然后根据公式(6)判断出灰狼向猎物的移动方向即确定寻优方向。

$$D_k = |C_i X_k(t) - X(t)| \quad (4)$$

$$X_i = X_k - \mu_i D_k \quad (5)$$

$$X_p(t+1) = (X_1 + X_2 + X_3) / 3 \quad (6)$$

式中, $k=\alpha, \beta, \delta; i=1, 2, 3; X_p(t+1)$ 表示第 $t+1$ 代猎物的位置向量。

**1.2 最小二乘支持向量机** 20世纪90年代末,Suykens等<sup>[12]</sup>提出了最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM),LSSVM是SVM(支持向量机)的一种改进算法,该算法在很大程度上降低了样本点在训练过程中的复杂度,有优于传统支持向量机的运算速度,是机器学习中应用较广泛的一种建模方法<sup>[13]</sup>。

LSSVM模型常采用的核函数有高斯径向基核函数(radial basis function, RBF)、线性核函数和多项式核函数,选用RBF核函数,RBF核函数包含2个优化参数 $\text{gam}$ 和 $\text{sig}2$ ,其对模型的泛化能力和预测精度影响极大<sup>[14]</sup>。

给定训练样本 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^N$ ,则LSSVM的目标函数可表示为<sup>[15]</sup>:

$$f(\omega, e) = \frac{w^T w + \gamma \sum_{i=1}^N e_i^2}{2} \quad (7)$$

约束条件为:

$$y_i = w^T \varphi(x_i) + b + e_i \quad (8)$$

公式(7)中 $w$ 为权值; $\gamma$ 表示正则化参数;公式(8)中 $b$ 为偏

置量; $e_i$ 为回归误差。

要将带有约束条件的问题转化为无约束优化问题,需要引入一个拉格朗日乘子 $\alpha_i$ ,建立拉格朗日等式方程,则优化问题变为:

$$L = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^N e_i^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i (w^T \varphi(x_i) + b - y_i) \quad (9)$$

根据最优化理论的KKT条件,对公式(9)中每个参数求偏导并令其值为0,转化为线性方程组求解:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & D+I/\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (10)$$

公式(10)中 $y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ , $I$ 为单位矩阵, $D_{ij} = K(x_i, x_j)$ 为核函数矩阵。

通过求解核函数矩阵和(10)式,可得LSSVM回归函数为:

$$\hat{y}(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (11)$$

式中, $K(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\| / (2\sigma^2))$ 为RBF径向基核函数。

**1.3 GWO-LSSVM建模** GWO-LSSVM建模的基本思想是利用灰狼优化算法优化LSSVM的参数,即通过灰狼优化算法,寻找最小二乘支持向量机的2个最优参数 $\text{gam}$ 和 $\text{sig}2$ ,并用优化后的参数模型进行拟合与预测,其具体建模步骤如下<sup>[16]</sup>:

第1步:输入1978—2016年全国红枣数据。

第2步:设置狼群的数量、最大迭代次数、优化参数的维数、初始化 $\alpha$ 、 $\beta$ 和 $\delta$ 狼的位置以及 $\text{gam}$ 、 $\text{sig}2$ 的取值范围,根据狼位置所在的区间范围随时进行位置的调整。

第3步:根据 $\text{gam}$ 和 $\text{sig}2$ 的初始值以及1978—2006年数据对LSSVM模型进行训练。

第4步:计算适应度函数值。LSSVM模型的拟合值与测量值之差的平方的均值作为适应度函数 $\text{fitness}$ 。

第5步:运用灰狼优化算法在整个可行域内搜索,不断地更新 $\alpha$ 、 $\beta$ 和 $\delta$ 狼以及猎物的位置,直到满足终止条件后停止迭代。适应度最小值所对应的 $\alpha$ 狼的位置为最优参数 $\text{gam}$ 和 $\text{sig}2$ 。

第6步:将最优的 $\text{gam}$ 和 $\text{sig}2$ 作为LSSVM模型的参数,从而对全国红枣产量进行拟合与预测。

## 2 实证分析

**2.1 数据描述** 该研究数据来源于《中华人民共和国国家统计局》,其详细数据见表1。通过观察39年的产量数据,可看出全国红枣产量从1978—2016年整体保持增长趋势。

**2.2 GWO-LSSVM预测** 将GWO-LSSVM模型预测分为3部分:①基于GWO-LSSVM预测(出现过拟合现象);②经过交叉验证的GWO-LSSVM预测(避免过拟合现象);③自回归积分滑动平均模型(ARIMA)预测。

**2.2.1 基于GWO-LSSVM预测。** GWO-LSSVM模型对全国红枣产量预测时,以1978—2012年红枣产量数据为模型的训练数据,以2013—2016年为预测数据,根据GWO-LSSVM模型的建模流程,借助MATLAB软件实现对其科学准确预

测。GWO-LSSVM 模型预测时将狼群数量设置为 50,最大迭代次数设置为 20,参数取值的上下界分别为  $ub=[1e5,1e1]$ ,  $lb=[1e-6,1e-6]$ ,并以训练样本的拟合均方误差为适应度函数。通过灰狼优化算法对最小二乘支持向量机的参数优

化,最终得到 LSSVM 的最优参数  $gam=307.279577986502$ ,  $sig2=2.77459130623688$ 。用最优参数的 LSSVM 模型拟合的 1978—2012 年数据见图 1a,2013—2016 年预测图见图 1b。

表 1 1978—2016 年全国红枣产量比较

Table 1 Comparison of the jujube yields of China from 1978 to 2016

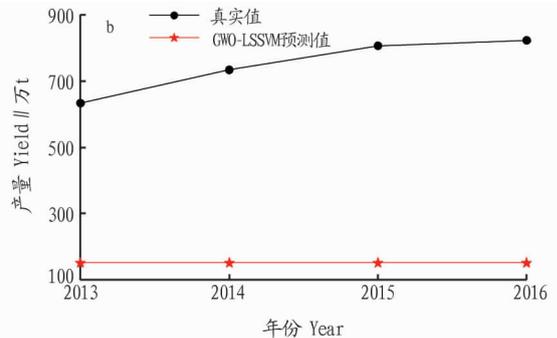
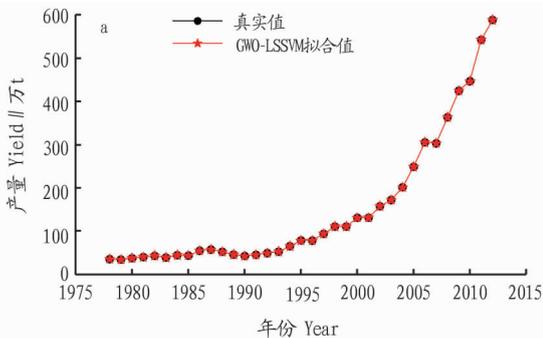
万 t

年份 Year	产量 Yield										
1978	34.89	1985	43.2	1992	48.82	1999	110.34	2006	305.29	2013	634.00
1979	33.89	1986	54.46	1993	52.29	2000	130.60	2007	303.06	2014	734.53
1980	37.16	1987	57.15	1994	65.02	2001	130.86	2008	363.41	2015	807.58
1981	39.78	1988	52.01	1995	78.21	2002	157.37	2009	424.78	2016	824.05
1982	42.61	1989	45.44	1996	77.85	2003	171.87	2010	446.83		
1983	38.73	1990	42.32	1997	93.61	2004	201.12	2011	542.68		
1984	43.94	1991	44.94	1998	110.36	2005	248.85	2012	588.71		

从图 1a 可看出,用 GWO-LSSVM 模型对全国红枣产量数据拟合时,因灰狼优化算法寻找出了最优的 LSSVM 参数,导致拟合训练数据时出现了过拟合现象,而用最优的参数进行预测时,从图 1b 可看出,预测曲线几乎是一条水平直线,完全没有真实值的波动特点,预测效果较差。

2.2.2 经过交叉验证的 GWO-LSSVM 预测。为避免过拟合现象的发生,将 1978—2016 年总计 39 年数据分为 3 段,

1978—2007 年数据作为训练数据,将 2008—2012 年数据用作交叉验证,2013—2016 年数据作为预测数据。在预测时灰狼数量、最大迭代次数以及参数取值的上下界同上保持不变,而适应度函数以训练样本的拟合均方误差与测试样本的预测均方误差之和作为判别标准。经过交叉验证后该模型的拟合与预测图分别为图 2a 和图 2b。



注:a.GWO-LSSVM 模型拟合 1978—2012 年红枣产量;b.GWO-LSSVM 模型预测 2013—2016 年红枣产量

Note:a.Jujube yield in 1978—2012 based on GWO-LSSVM model;b.Jujube yield in 2013—2016 based on GWO-LSSVM model

图 1 基于 GWO-LSSVM 模型的全中国红枣产量拟合与预测

Fig.1 Fitting and forecasting of national jujube yield based on GWO-LSSVM model

从图 2a 可看出,经过交叉验证的 GWO-LSSVM 模型对 1978—2012 年真实值的拟合效果非常好,其拟合曲线的趋势和真实值的变化规律基本吻合,则可用经过交叉验证的灰狼优化算法实现最小二乘支持向量机参数的优化和对 2013—2016 年红枣产量预测。其预测图见图 2b,其预测曲线的变化趋势基本符合真实值的增长趋势,预测效果良好,为进一步说明模型的预测效果,计算出了模型预测值的平均相对误差。从表 2 可看出,该模型相对误差的最大值为 4.47,最小值为 1.35,平均相对误差为 2.81。

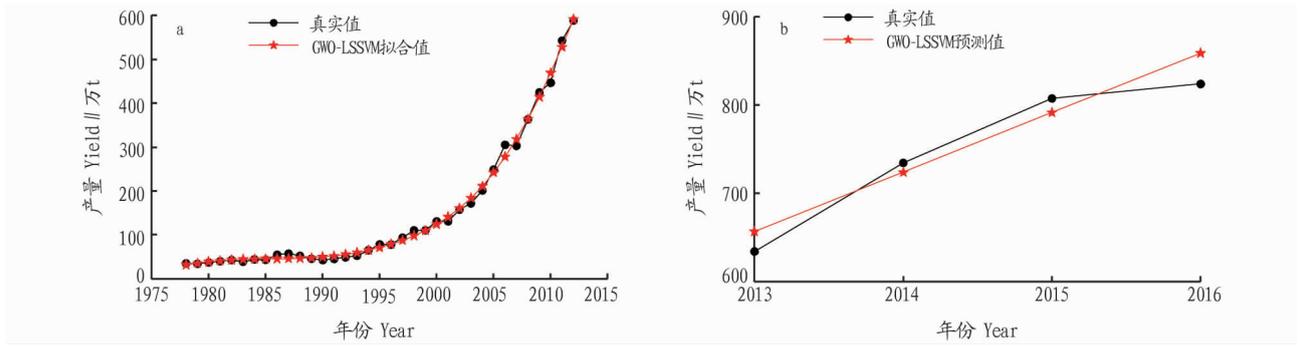
2.2.3 自回归积分滑动平均模型 (ARIMA) 预测。为更好地对比基于灰狼优化算法的 LSSVM 模型的预测性能,将该模型与自回归积分滑动平均模型<sup>[17]</sup> (autoregressive integrated moving average model, 简记 ARIMA) 进行对比分析。

全国红枣产量显示了该数据序列不平稳,呈逐年上升的

趋势,且通过观察该序列的自相关系数 (autocorrelation coefficient, ACF) 和偏自相关系数 (partial autocorrelation coefficient, PACF) 进一步证明了该序列为非平稳序列。将非平稳序列进行 2 阶差分处理,2 阶差分的时序图如图 3a 所示,2 阶差分处理后序列平稳,则全国红枣产量数据构建 ARIMA ( $p,d,q$ ) 模型合理。

通过观察 2 阶差分处理后的自相关图和偏自相关图图 3b,反复检验,最终将模型确定为 ARIMA (0,2,1),从而实现

对全国红枣产量的预测。图 4a 为 ARIMA (0,2,1) 对 1978—2012 年红枣产量拟合图,图 4b 为 2013—2016 年红枣产量预测效果图。ARIMA (0,2,1) 模型的 2013—2016 年预测误差值见表 2。从表 2 可看出,ARIMA 预测相对误差的最大值为 6.39,最小值为 1.09,平均相对误差为 3.44。



注:a.经过交叉验证的 GWO-LSSVM 模型拟合 1978—2012 年红枣产量;b.经过交叉验证的 GWO-LSSVM 模型预测 2013—2016 年红枣产量  
 Note:a.Jujube yield in 1978—2012 fitting by GWO-LSSVM model after cross-validation;b.Jujube yield in 2013—2016 predicting by GWO-LSSVM model after cross-validation

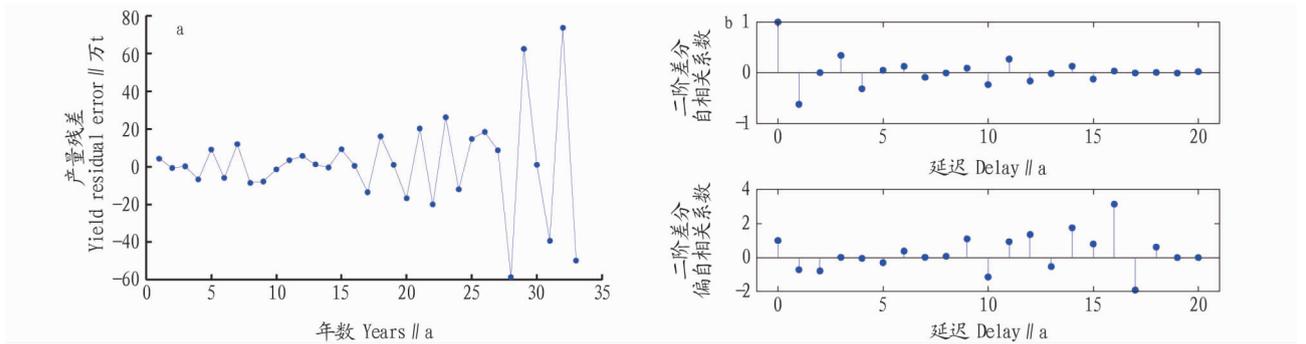
图 2 交叉验证后 GWO-LSSVM 模型的全国红枣产量拟合与预测

Fig.2 Fitting and prediction of national jujube yield of GWO-LSSVM model after cross-validation

表 2 GWO-LSSVM 和 ARIMA 模型的预测相对误差

Table 2 Prediction relative error of GWO-LSSVM and ARIMA models

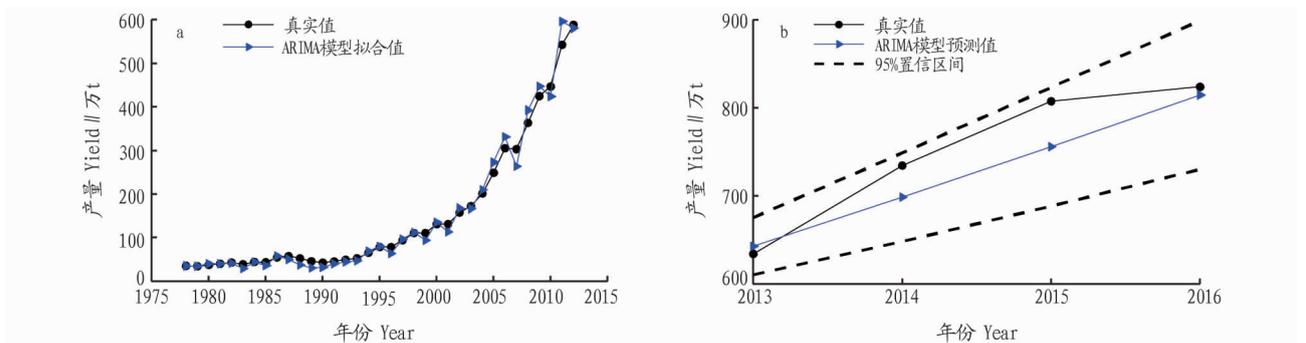
年份 Year	GWO-LSSVM 预测值 GWO-LSSVM predicted value	GWO-LSSVM 相对误差 GWO-LSSVM relative error	ARIMA 预测值 ARIMA predicted value	ARIMA 相对误差 ARIMA relative error	GWO-LSSVM 平均相对误差 GWO-LSSVM average relative error	ARIMA 平均相对误差 ARIMA average relative error
2013	657.008 0	3.62	642.751 2	1.38	2.81	3.44
2014	724.576 3	1.35	698.480 6	4.90		
2015	792.947 0	1.81	755.898 3	6.39		
2016	860.935 0	4.47	815.004 2	1.09		



注:a.二阶差分后时序图;b.二阶差分后 ACF 和 PACF  
 Note:a.Sequence chart after second order difference operator;b.ACF and PACF after second order difference operator

图 3 ARIMA 模型差分处理

Fig.3 ARIMA model differential processing



注:a.ARIMA 模型拟合 1978—2012 年红枣产量;b.ARIMA 模型预测 2013—2016 年红枣产量  
 Note:a.Jujube yield in 1978—2012 fitting by ARIMA model;b.Jujube yield in 2013—2016 predicting by ARIMA model

图 4 ARIMA 模型的全国红枣产量拟合与预测

Fig.4 Fitting and forecasting of national jujube yield based on ARIMA model

通过对表2的2种模型预测误差值的对比分析显示,可看出GWO-LSSVM模型的相对误差波动范围较小,而ARIMA模型的相对误差最大值接近于7%,其相对误差的波动范围较大。GWO-LSSVM模型的平均相对误差2.81,小于ARIMA模型的平均相对误差3.44,进一步说明基于灰狼优化算法的LSSVM模型的有效性,从而可用GWO-LSSVM模型实现全国红枣产量的预测。

### 3 小结

该研究采用灰狼优化算法对最小二乘支持向量机模型的参数进行优化,将1978—2016年全国红枣产量数据用于参数优化的最小二乘支持向量机模型的拟合与预测。为避免过拟合现象的发生,将1978—2016年总计39年数据分为3部分,从而实现该模型的合理准确预测,同时为了检验该模型的预测性能将其与时间序列常用ARIMA模型进行对比。实例表明,基于灰狼优化算法的LSSVM的预测值的平均相对误差小于ARIMA模型的平均相对误差,其预测效果优于ARIMA模型。该研究仅采用灰狼优化算法对最小二乘支持向量机的参数进行寻优,没有将多种优化算法对最小二乘支持向量机的参数寻优结果进行对比,在今后的研究中将会进一步完善。

### 参考文献

- [1] 李静,徐路路.基于机器学习算法的研究热点趋势预测模型对比与分析——BP神经网络、支持向量机与LSTM模型[J].现代情报,2019,39(4):23-33.
- [2] 欧阳天皓,卢晓勇.金融安全背景下的证券市场稳定测度新方法:基于

大数据支持向量机的市场预测与套利价值度量研究[J].财经理论与实践,2019,40(1):77-83.

- [3] 洪志敏,郝慧,房祥忠,等.ARIMA模型在京津冀区域手足口病发病趋势预测中的应用[J].数理统计与管理,2018,37(2):191-197.
- [4] 谭念,王学顺,黄安民,等.基于灰狼算法SVM的NIR杉木密度预测[J].林业科学,2018,54(12):137-141.
- [5] 严骏宏.基于离散小波分解和支持向量机的股指组合预测[J].统计与决策,2017(3):168-171.
- [6] 蔡欢.基于遗传算法和LS-SVM的财务危机预测[J].统计与决策,2017(2):33-36.
- [7] 石峰,楼文高,张博.基于灰狼群智能最优化的神经网络PM<sub>2.5</sub>浓度预测[J].计算机应用,2017,37(10):2854-2860.
- [8] MIRJALILI S.How effective is the Grey Wolf optimizer in training multi-layer perceptrons[J].Applied intelligence,2015,43(1):150-161.
- [9] 李阳.数控机床直线轴热误差测量与分析方法研究[D].长春:吉林大学,2018.
- [10] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in engineering software, 2014, 69(3): 46-61.
- [11] 李麟玮,吴益平,苗发盛.基于灰狼支持向量机的非等时距滑坡位移预测[J].浙江大学学报(工学版),2018,52(10):1998-2006.
- [12] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural processing letters, 1999, 9(3): 293-300.
- [13] 郑威迪,李志刚,贾涵中,等.基于改进型鲸鱼优化算法和最小二乘支持向量机的炼钢终点预测模型研究[J].电子学报,2019,47(3):700-706.
- [14] SUYKENS J A K, DE BRABANTER J, LUKAS L, et al. Weighted least squares support vector machines: Robustness and sparse approximation[J]. Neurocomputing, 2002, 48(1/2/3/4): 85-105.
- [15] 司刚全,李水旺,石健全,等.采用改进果蝇优化算法的最小二乘支持向量机参数优化方法[J].西安交通大学学报,2017,51(6):14-19.
- [16] 陈珂,何箐.基于灰狼优化算法的最小二乘支持向量机在软件老化预测中的应用[J].无线互联科技,2018,15(15):117-119.
- [17] 陈荣,梁昌勇,陆文星,等.面向旅游突发事件的客流量混合预测方法研究[J].中国管理科学,2017,25(5):167-174.

(上接第214页)

- [2] 王志刚,申红芳,廖西元.农业规模经营:从生产环节外包开始:以水稻为例[J].中国农村经济,2011(9):4-12.
- [3] 徐旭初,吴彬.合作社是小农户和现代农业发展有机衔接的理想载体吗?[J].中国农村经济,2018(11):80-95.
- [4] 陈昭玖,胡雯.农地确权、交易装置与农户生产环节外包:基于“斯密—杨格”定理的分工演化逻辑[J].农业经济问题,2016(8):16-24,110.
- [5] 张露,罗必良.小农生产如何融入现代农业发展轨道?——来自中国小麦主产区的经验证据[J].经济研究,2018(12):144-160.
- [6] 展进涛,张燕媛,张忠军.土地细碎化是否阻碍了水稻生产性环节外包服务的发展?[J].南京农业大学学报(社会科学版),2016,16(2):117-124.
- [7] 曹峰林,姜松,王钊.行为能力、交易成本与农户生产环节外包:基于Logit回归与csQCA的双重验证[J].农业技术经济,2017(3):64-74.
- [8] 芦千文,吕之望,李军.为什么中国农户更愿意购买农机作业服务:基于对中日两国农户农机使用方式变迁的考察[J].农业经济问题,2019(1):113-124.
- [9] 王颜齐,郭翔宇.种植户农业雇佣生产行为选择及其影响效应分析:基于黑龙江和内蒙古大豆种植户的面板数据[J].中国农村经济,2018(4):106-120.
- [10] 段培,王礼力,罗剑朝.种植业技术密集环节外包的个体响应及影响因素研究:以河南和山西631户小麦种植户为例[J].中国农村经济,2017(8):29-44.

- [11] 段培,王礼力,陈绳栋,等.粮食种植户生产环节外包选择行为分析[J].西北农林科技大学学报(社会科学版),2017,17(5):65-72.
- [12] 蔡荣,蔡书凯.农业生产环节外包实证研究:基于安徽省水稻主产区的调查[J].农业技术经济,2014(4):34-42.
- [13] 徐斌,应瑞瑶.基于委托—代理视角的农业社会化服务满意度评价研究:以病虫害统防统治为例[J].中国软科学,2015(5):67-76.
- [14] HOLLOWAY G, SHANKAR B, RAHMAN S. Bayesian spatial probit estimation: A primer and an application to HYV rice adoption[J]. Agricultural economics, 2002, 27(3): 383-402.
- [15] BANERJEE A V. A simple model of herd behavior[J]. Quarterly journal of economics, 1992, 107(3): 797-817.
- [16] 杨卫忠.农村土地经营权流转中的农户羊群行为:来自浙江省嘉兴市农户的调查数据[J].中国农村经济,2015(2):38-51,82.
- [17] 马文成.基于羊群效应的文化认同与农业经营优化研究[J].商业研究,2014(1):158-165.
- [18] CASE A. Neighborhood influence and technological change[J]. Regional science and urban economics, 1992, 22(3): 491-508.
- [19] ANSELIN L. Spatial econometrics: Methods and models[M]. New York: Springer, 1988.
- [20] CLIFF A D A O. Spatial processes: Models & applications[M]. London: Pion Limited, 1981.
- [21] 危朝安.专业化统防统治是现代农业发展的重要选择[J].中国植保导刊,2011,31(9):5-8.