

融合田间水热因子的甘蔗产量 GA – BP 预测模型

于珍珍¹ 邹华芬² 于德水³ 李海亮² 孙海天² 汪 春^{1,2}

(1. 黑龙江八一农垦大学工程学院, 大庆 163319; 2. 中国热带农业科学院南亚热带作物研究所, 湛江 524091;
3. 华中科技大学管理学院, 武汉 430074)

摘要: 甘蔗产量预测对于制定甘蔗生长期间的精准管理决策具有重要意义。遗传算法 (Genetic algorithm, GA) 优化神经网络可以提高预测效率及预测精度, 通过高速计算快速找到最优解。基于湛江观测实验站 2011—2020 年间田间物联网获取的气象因子 (大气相对湿度、大气温度、降雨量)、田间水热因子及甘蔗产量, 采用 BP 神经网络及 GA – BP 神经网络模型对所选地区甘蔗产量进行预测与相关性分析。结果表明, 通过 Pearson 及 Spearman 相关系数可知, 甘蔗产量与月土壤最高温度、月土壤最低温度、月土壤平均温度、月大气最高温度、月大气平均温度、月大气平均相对湿度为极显著相关, 相关系数高于 0.7, 与月土壤平均含水率、月降雨量显著相关, 与月大气最低温度相关性较弱。GA – BP 神经网络模型对甘蔗产量的预测精度明显高于 BP 神经网络模型, R^2 达到 0.842 8, MAPE 仅为 0.90%, RMSE 为 1.10 t/hm², 预测值与试验值之间拟合程度较高, V 型交叉验证结果表明模型预测结果准确稳定。因此, GA – BP 模型能够更加科学、合理地预测甘蔗产量, 对甘蔗田间管理措施及统筹分配具有重要的指导意义。

关键词: 甘蔗; 产量预测; 气象因子; 田间水热因子; BP 神经网络; 遗传算法

中图分类号: TP3 – 05; S59 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)10-0277-07 **OSID:** 

Sugarcane Yield GA – BP Prediction Model Incorporating Field Water and Heat Factors

YU Zhenzhen¹ ZOU Huafen² YU Deshui³ LI Hailiang² SUN Haitian² WANG Chun^{1,2}

(1. College of Engineering, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Daqing 163319, China
2. South Subtropical Crops Research Institute, Chinese Academy of Tropical Agricultural Sciences, Zhanjiang 524091, China
3. School of Management, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Sugarcane yield prediction is important for making accurate management decisions during sugarcane growth. Genetic algorithm (GA) optimized neural network can improve the prediction efficiency and prediction accuracy, and find the optimal solution quickly by high-speed calculation. Based on the meteorological factors (atmospheric humidity, atmospheric temperature, rainfall), field hydrothermal factors and sugarcane yield obtained from the field IOT at Zhanjiang Observation and Experimental Station during 2011—2020, BP neural network and GA – BP neural network models were used to predict and correlate the sugarcane yield in the selected areas. The results showed that the correlation coefficients of Pearson and Spearman showed that sugarcane yield was highly significantly correlated with monthly maximum soil temperature, monthly minimum soil temperature, monthly average soil temperature, monthly maximum atmospheric temperature, monthly average atmospheric temperature, monthly average atmospheric humidity with correlation coefficients higher than 0.7, significantly correlated with monthly average soil water content, monthly rainfall, and weakly correlated with monthly minimum atmospheric temperature. Under the GA – BP neural network model, the prediction accuracy of sugarcane yield was significantly higher than that of the BP neural network model, with R^2 reaching 0.842 8, MAPE of only 0.90%, and RMSE of 1.10 t/hm². The degree of fit between the predicted and experimental values was high, and the V-cross validation results showed that the model prediction results were accurate and stable. Therefore, GA – BP prediction can predict sugarcane yield more scientifically

收稿日期: 2021 – 11 – 03 修回日期: 2021 – 11 – 28
基金项目: 海南省自然科学基金面上项目(322MS118)和海南省自然科学基金青年基金项目(322QN375)
作者简介: 于珍珍(1994—), 女, 博士生, 主要从事旱作农业工程与信息技术研究, E-mail: yudq1994@hotmail.com
通信作者: 汪春(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事旱作农业工程技术研究, E-mail: wangchun1963@126.com

and rationally, which was an important guiding significance for sugarcane field management measures and coordinated allocation.

Key words: sugarcane; yield prediction; meteorological factor; field water and heat factor; BP neural network; genetic algorithm

0 引言

甘蔗是喜高温、强光照和充足水分的经济作物^[1-3],其产量对保障中国制糖工业安全具有重要意义。甘蔗产量预测是制糖工业的一项重要技术管理工作,对于优化甘蔗田间管理措施及统筹分配具有指导作用^[4-6]。甘蔗产量呈现出强烈的空间变异性,与田间环境、大气温度、湿度、光照强度、降雨量等因素密切相关^[7-11]。

目前,国内外关于农作物产量预测的方法及研究成果较多,主要以线性、多元回归模型及神经网络模型应用较为广泛^[12]。其中,BP(Back propagation)神经网络是目前应用场景最多,较为广泛的人工神经网络之一^[13-14]。国内学者以相关环境参数及生物参数为输入量,基于BP神经网络实现对小麦、马铃薯、番茄等作物产量的预测效果分析^[15-16]。文献[17]首次运用BP神经网络,以气象因子为变量,对广西忻城糖厂蔗区甘蔗产量进行预测;后期,相关研究人员逐步开展以气象为变量进行甘蔗产量预测^[18-21];随着无人机及遥感技术的发展,通过微型传感器和大数据处理技术获取作物农艺信息,如叶面积指数、生物量和气候数据等进行产量预测^[22-24]。上述研究对于甘蔗产量的预测分析都起到了重要的推动作用,但是仍存在问题:①目前,国内外在甘蔗产量预测方面多以气象环境为影响因子进行大面积(全国、全省或全县)的宏观预测,很少将气象数据与农作物田间的环境数据相结合来微观预测某一区域的甘蔗产量^[19],甘蔗产量预测考虑影响因素过于单一。②虽然神经网络可以解决一些复杂、非线性映射问题,但是它也存在一些缺点,如过拟合、容易陷入局部最优解及收敛速度慢等问题,因此,利用遗传算法、粒子群和蚁群算法等用于优化初始权重和阈值,更有利于提高模型学习效率并进行全局优化,改善原有网络结构。

本文综合考虑甘蔗产量与气象因子及田间水热因子的相关性,以湛江观测实验站 2011—2020 年间田间物联网获取的气象因子(大气相对湿度、大气温度、降雨量)、田间水热因子(土壤含水率、土壤温度)及甘蔗产量,通过 Pearson 及 Spearman 相关系数明确甘蔗产量影响因子的主次顺序,基于遗传算法

优化建立 GA-BP 神经网络预测模型,分析对比模型训练前后的精度及预测误差,以期为甘蔗生产的整体管理措施调整及决策提供技术支撑。

1 预测模型建立

1.1 数据来源

研究区域位于广东省湛江市(109°40′~110°58′E,20°13′~21°57′N),年平均日照时间为 2 160 h,无霜期为 350 d,年平均气温为 23.2℃,是典型的亚热带季风气候,环境数据与气象数据来源于湛江观测实验站循环农业研究中心,蔗区种植基地共计 5 个,如图 1 所示。

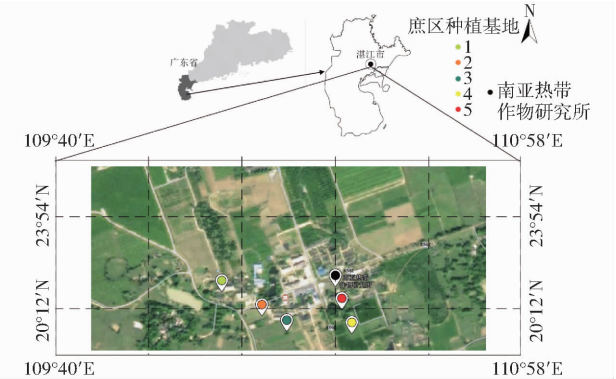


图 1 研究区位置示意图

Fig. 1 Schematic diagram of location of the study area

甘蔗的生长与气温、湿度、降雨量及土壤水热环境等因子密切相关^[2]。气候条件是制约区域某种农作物是否正常完成其生长周期的主要因素。我国甘蔗 90% 以上种植在无灌溉条件的旱地、坡地和山地,生长周期长,适宜生长地域宽,受极端天气气候影响大。吴炫柯等^[10-11]对 2006—2007 年柳州市甘蔗茎伸长期旬伸长量与气象因子进行相关和回归分析,发现相对湿度对甘蔗茎伸长量的影响最大,其余依次为降雨量和大气温度。气候环境中降雨量及大气温度对土壤环境中的水热因子产生间接正效应。相关研究表明,水分收入量是影响甘蔗茎伸长最重要的因子,对甘蔗茎伸长的影响具有滞后性和累积性。

因此,选取大气温度、大气相对湿度、降雨量、土壤含水率及土壤温度作为影响因子。以月土壤最高温度(X_1)、月土壤最低温度(X_2)、月土壤平均温度(X_3)、月土壤平均含水率(X_4)、月大气最高温度(X_5)、月大气最低温度(X_6)、月大气平均温度

(X_7)、月降雨量(X_8)、月大气平均相对湿度(X_9) (月平均值取每年 3—12 月甘蔗生长时期的均值) 这 9 个指标作为输入,以甘蔗产量作为输出构建网络模型进行训练和预测。以 2011—2020 年度 4 个试验地点甘蔗产量为训练样本,以 1 个试验地点 2011—2020 年数据作为验证。分别采用 BP 神经网络模型和遗传算法优化 BP 神经网络(GA - BP)模型进行预测,GA - BP 模型采用 V 型交叉验证对考虑滞后的 GA - BP 预测模型进行评估,全文采用 Matlab 进行编程与模型建立。

1.2 数据处理方法

1.2.1 BP 神经网络

图 2 显示了 4 层 BP 网络拓扑结构,图中 $x_1, x_2, \dots, x_m$ 为模型输入影响因素, $y_1, y_2, \dots, y_t$ 为模型输出, BP 网络训练过程分为 3 个步骤。首先,将气象因子和田间数据作为输入层;其次,通过将输出数据与实测数据进行对比分析,使用损失函数(又称为成本函数)来计算误差;最后,将误差反向传播,对网络中每个权重系数进行更新,在多次重复以上 3 个步骤并学习权重后,将模型应用于新数据以同时预测多个目标值。

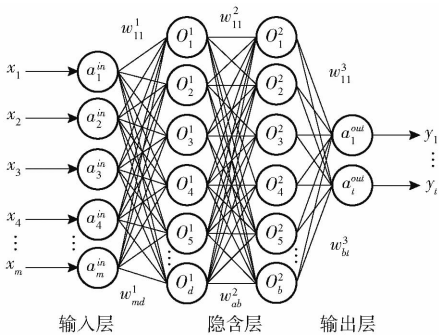


图 2 BP 神经网络结构图

Fig. 2 BP neural network structure diagram

1.2.2 GA 优化后的 BP 神经网络

GA 是目前应用最为广泛的一种求解优化问题的自适应启发式的搜索算法,它模仿了自然界的“物竞天择,优胜劣汰”的生物进化机制,算法步骤如图 3 所示。

- (1)确定神经网络拓扑结构:在 BP 神经网络模型中,输入层为每组数据的 9 种影响因素,输出层为甘蔗产量,构成 9 个节点输入层和 1 个节点输出层。
- (2)获得初始种群:通过对输入层进行数据预处理,设置种群数量,主要包括网络模型的权值及阈值。
- (3)适应度函数 F 的设置。
- (4)选择运算:选择操作是指通过一定概率从原始种群中选出优秀样本,通过繁殖产生下一代样本数据。

- (5)交叉运算:交叉运算是指从种群中随机选择 2 个样本,通过交换和组合,产生适应性强的新个体。
- (6)变异运算:通过种群变异可以保持种群的多样性,从种群中随机选取一个个体,选取个体的一部分进行变异操作,从而产生更好的个体。个体 a_i 在 j 处发生变异,形成一个新的个体 a_{ij} 。
- (7)计算新生成种群中个体的适应度函数。如果适应度函数满足要求或进化次数达到最大值,则进化完成,否则返回步骤(4)。
- (8)通过 GA 优化,给 BP 网络初始权重和阈值,满足终止条件后得到预测结果。

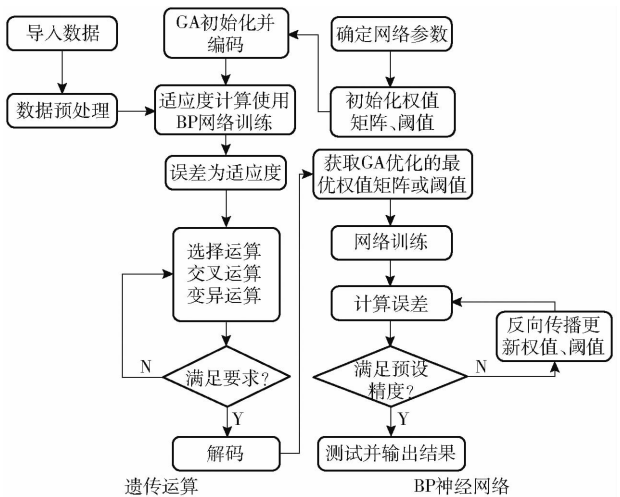


图 3 基于遗传算法优化的神经网络预测模型流程图

Fig. 3 Step diagram of neural network prediction model based on genetic algorithm optimization

1.2.3 误差分析

为了定量评估 GA 优化的神经网络预测模型的有效性和准确性,分别采用均方误差(MSE)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和平均误差(MAPE)加以评价。

2 结果与分析

2.1 甘蔗产量及影响因子相关性分析

由 9 个影响因素 X 与甘蔗产量 Y 的 Pearson 相关系数和 Spearman 相关系数可知,甘蔗产量 Y 与 $X_1, X_2, X_3, X_5, X_7, X_9$ 为极显著相关,相关系数高于 0.7;甘蔗产量 Y 与 X_4, X_8 显著相关,与 X_6 相关性较弱(图 4)。

考虑到环境相对湿度和降雨量对土壤水分的影响具有一定的滞后性,土壤含水率和月降雨量的增加导致土壤水分增加,水分进入土壤需要一定的时间,因此考虑了滞后性进行预测。考虑其滞后性后, Spearman 和 Pearson 相关系数有了显著提高,相关系数提高到 0.5 以上,如表 1 所示。

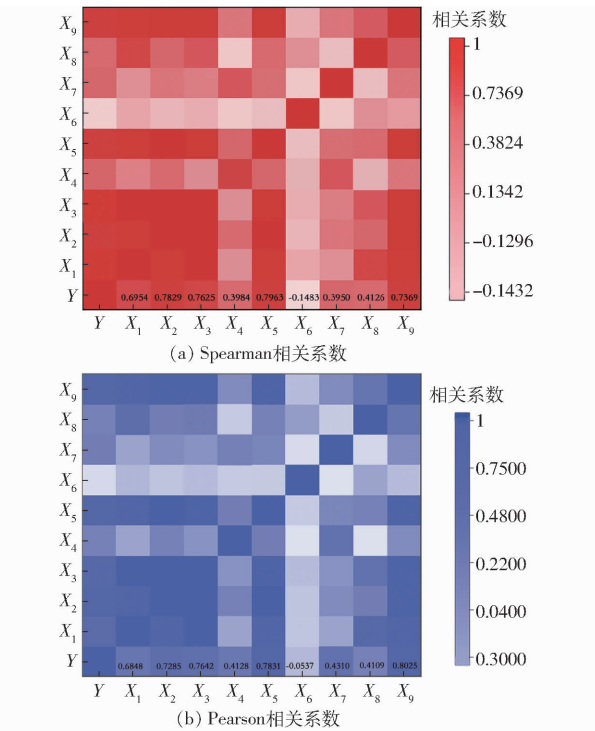


图4 甘蔗产量与影响因子相关性分析

Fig.4 Correlation analysis of sugarcane yield and influencing factors

表1 X_4 与 X_8 的滞后对比

Tab.1 Lag comparison of X_4 and X_8

因素	Spearman 相关系数		Pearson 相关系数	
	原始值	修正值	原始值	修正值
X_4	0.398 4	0.501 0	0.412 8	0.512 4
X_8	0.412 6	0.517 3	0.410 9	0.500 4

2.2 BP神经网络模型分析

通过前期试验,采用试凑法设置本次试验 BP 神经网络中相应参数:收敛误差为 0.000 65,学习速度为 0.05,最大训练次数为 50 000。当收敛误差满足最初设置值时,完成训练,相关模型检验结果如图 5 所示。BP 神经网络模型可以应用在甘蔗产量预测,输出结果与预测结果拟合程度较差(图 5a),预测误差变化波动剧烈,平均相对误差达到 3.30%,绝对误差达到 3.32 t/hm²;以黄色竖线为分布误差 0

的分界线,向两端扩散增大,在单一 BP 网络误差直方图中(图 5c),误差较大,最大误差在 -9.144 左右。

2.3 基于遗传算法的 BP 神经网络模型分析

针对 BP 神经网络下,初始权值阈值随机设置存在的问题,通过遗传算法来优化 BP 神经网络的初始权值与阈值。GA-BP 神经网络参数设置与 BP 神经网络一致。个体编码方式采用实数法,由于输入层节点数和输出层节点数分别为 9 和 1,隐含层节点数为 10,则共有 65 个权值和 11 个阈值,遗传算法需要优化的参数为 76 个。

经过遗传算法优化后的 GA-BP 神经网络模型在预测精度方面得到了很大提高,产量预测模型验证集的平均相对误差仅为 -0.37%,平均绝对误差为 -1.01 t/hm²,输出结果与测试与实际值吻合程度较高(图 6a),变化趋势相同,输出指标的预测误差变化波动较小(图 6b);通过与图 5c 对比可以清晰地看到,GA-BP 误差接近 0 的个数更多且误差更小,范围在 -1.835 到 1.870 之间(图 6c),模型预测较为稳定。

2.4 模型对比分析

将甘蔗产量分别采用 BP 网络和 GA-BP 组合模型进行预测,并对得到的结果进行相应拟合系数图的分析,GA-BP 网络模型与期望值的拟合程度优于 BP 神经网络,回归拟合性较好(图 7a),GA-BP 神经网络模型相关系数从 0.494 4 增加到 0.922 4,决定系数 R^2 从 0.496 4 增加到 0.842 8(图 7c)。

训练结束后,原始数据预测结果及考虑滞后效应下模型的 MSE、RMSE、MAE 和 MAPE 的预测结果如表 2 所示。MSE 从 22.83 t²/hm⁴ 降低到 1.21 t²/hm⁴,RMSE 从 4.77 t/hm² 降低到 1.10 t/hm²,MAE 从 4.11 t/hm² 降低到 0.90 t/hm²,MAPE 由 4.07% 降低到 0.90%,说明遗传算法优化后的 GA-BP 神经网络模型对于甘蔗产量的预测能力优于 BP 神经网络模型。将原始数据与预测模型进行比较考

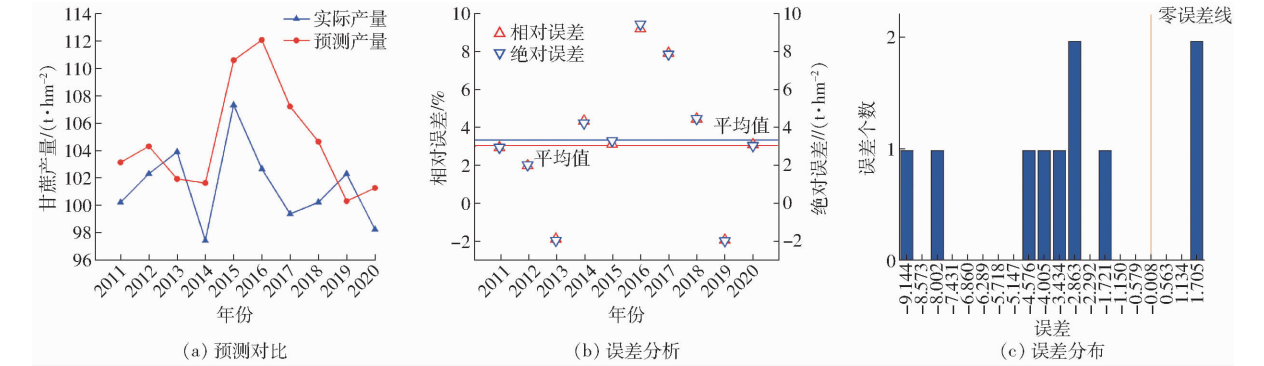


图5 BP神经网络下甘蔗产量预测值与实测值对比分析

Fig.5 Contrast analysis of sugarcane yield prediction value and actual measurement value under BP neural network

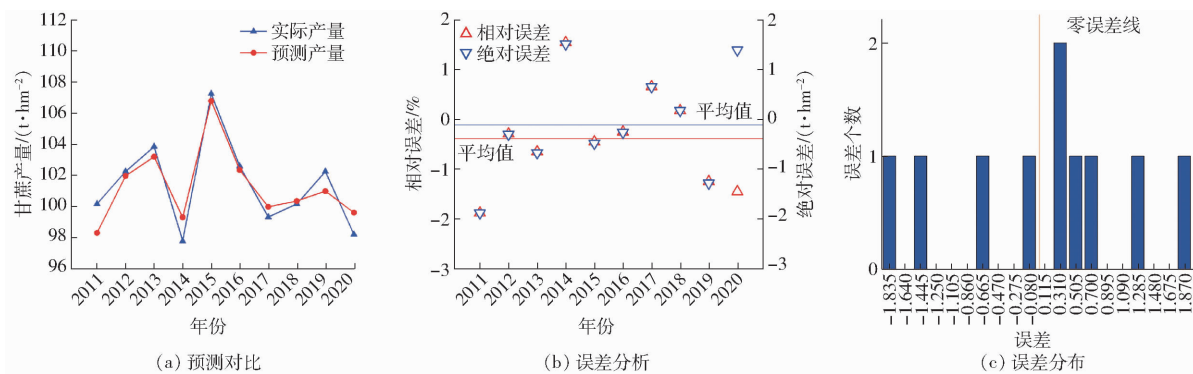


图 6 GA - BP 神经网络下甘蔗产量预测值与实测值对比分析

Fig. 6 Comparison analysis of sugarcane yield predicted value and measured value under GA - BP neural network

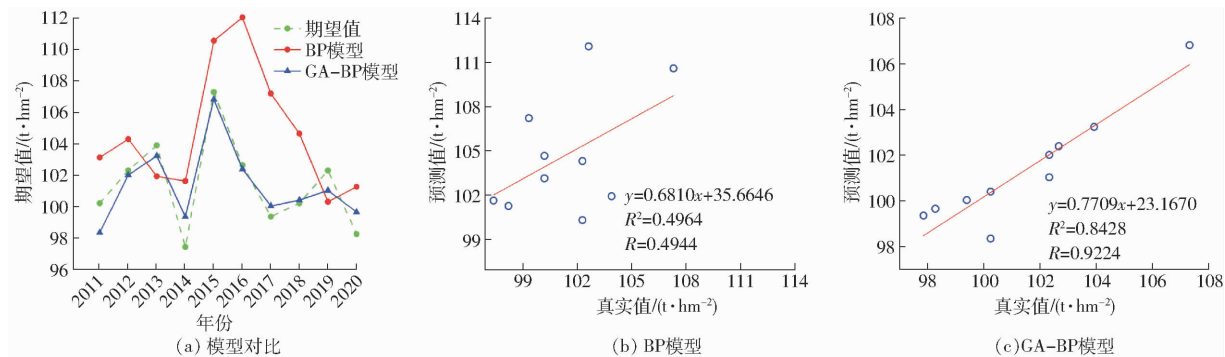


图 7 2 种模型预测值与实测值间的相关性分析

Fig. 7 Correlation analysis between predicted values of two models and measured values

表 2 BP 神经网络和 GA - BP 神经网络误差分析

Tab.2 Error analysis of BP neural network and GA - BP neural network

项目	模型	MSE/ (t ² ·hm ⁻⁴)	RMSE/ (t·hm ⁻²)	MAE/ (t·hm ⁻²)	MAPE/ %
原始值	BP	22. 83	4. 77	4. 11	4. 07
	GA - BP	1. 21	1. 10	0. 90	0. 90
修正值	BP	27. 43	5. 93	3. 83	3. 78
	GA - BP	0. 07	0. 31	0. 37	0. 32

考虑到滞后,GA - BP 预测模型 的 MSE 和 MAPE 分别为 0.07 t²/hm⁴ 和 0.32%。BP 神经网络预测误差最大,甘蔗产量预测误差较大,考虑滞后的 GA - BP 预测模型具有较好的预测效果。

3 预测模型评估

遗传算法优化后的神经网络可以通过遗传算法获得最优的权值和阈值。通过遗传算法的不断选择、交叉和变异运算,选出最佳个体。遗传算法的优化主要涉及最大进化代数、初始种群规模、交叉概率和变异概率。本文将遗传算法中的参数设置为:最大进化代数为 100,初始种群规模 40,交叉概率 0.8,变异概率 0.05。

本文采用交叉验证法对甘蔗产量预测模型进行评价。ALLEN^[25]引入了交叉验证作为评估预测模型的方法,用来提高模型预测精度。交叉验证是一

种样本训练过程中消除随机抽样引起的偏差的方法,根据神经网络的预测设置将原始数据划分为预测样本和测试样本。用测试样本训练好的模型进行验证,用测试样本来评估模型的预测精度。交叉验证方法具有计算效率高、操作简单的特点。通过交叉验证对考虑滞后的 GA - BP 预测模型进行评估,如图 8 所示。

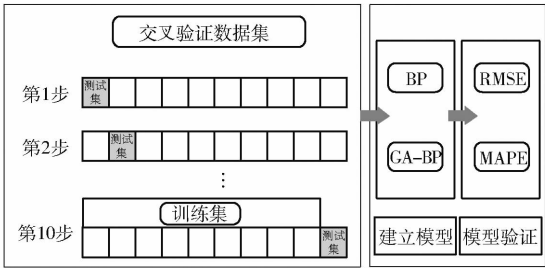


图 8 预测模型 V 型交叉验证与评估

Fig. 8 V-cross-validation and evaluation of predictive model

通过 V 型交叉验证后, RMSE 和 MAPE 作为本文两种模型的评价标准。从表 3 可以看出, BP 神经网络预测模型的 RMSE 和 MAPE 平均值分别为 5.261 t/hm² 和 3.961%, 而 GA - BP 神经网络预测模型的 RMSE 和 MAPE 平均值分别为 0.705 t/hm² 和 0.933%。交叉验证后, BP 神经网络的预测波动较大, 而 GA - BP 神经网络的预测结果相对稳定, 检验表明 GA - BP 神经网络精度优于 BP 神经网络。

表 3 V 型交叉验证评价指标参数统计
Tab.3 V- cross-validation evaluation index
parameter statistics

样本序号	RMSE/(t·hm ⁻²)		MAPE/%	
	BP	GA-BP	BP	GA-BP
1	4.21	0.73	4.32	1.03
2	5.23	0.71	4.93	0.89
3	3.91	0.87	3.84	0.92
4	4.0	0.71	3.72	1.03
5	6.57	0.67	3.09	0.94
6	4.89	0.82	4.35	0.92
7	5.37	0.64	3.69	0.77
8	6.03	0.82	4.07	1.00
9	7.00	0.65	3.51	0.96
10	5.31	0.83	4.09	0.87
平均值	5.261	0.705	3.961	0.933

4 结论

(1)通过对所选影响因素与甘蔗产量相关系数分析可知,甘蔗产量与月土壤最高温度、月土壤最低温度、月土壤平均温度、月大气最高温度、月大气平均温度、月大气平均相对湿度为极显著相关,相关系数高于 0.7;与月土壤平均含水率、月降雨量呈显著

相关;与月大气最低温度相关性较弱。由于甘蔗产量受到气象因子的影响具有滞后性,尤其是水分进入土壤这个过程,所以对 X_4 、 X_8 滞后性进行预测,相关系数有了显著提高,Spearman 和 Pearson 相关系数提高到 0.5 以上。

(2)运用 BP 神经网络对甘蔗产量预测效果较差,模型预测不稳定,个别预测结果误差较大,预测值与实测值的 R^2 为 0.496 4。通过构建 GA 优化后的 BP 神经网络模型,得出最优权重组合,经过不断迭代训练,GA-BP 网络模型预测精度 R^2 达到 0.842 8,MAPE 仅为 0.90%,RMSE 为 1.10 t/hm²。这一预测精度满足甘蔗生产的实际需要,对于制定甘蔗生长期间的精准管理决策及农艺管理措施、提高甘蔗的生产效率具有指导作用与参考依据。

(3)通过交叉验证对考虑滞后的 2 种预测模型进行评估,BP 神经网络预测模型的 RMSE 和 MAPE 平均值分别为 5.261 t/hm² 和 3.961%,而 GA-BP 神经网络预测模型 RMSE 和 MAPE 平均值分别为 0.705 t/hm² 和 0.933%,BP 神经网络的预测波动较大,而 GA-BP 神经网络的预测结果相对稳定,检验表明 GA-BP 神经网络预测模型精度优于 BP 神经网络。

参 考 文 献

[1] 付建涛,孙东磊,陈立君,等. 温度和降水变化与甘蔗产量的关系分析[J]. 热带农业科学,2018,38(6):13-17.
FU Jiantao,SUN Donglei,CHEN Lijun,et al. Analysis of the relationship between temperature and precipitation changes and sugarcane yield[J]. Tropical Agriculture Science,2018,38(6):13-17. (in Chinese)

[2] 郭凤台,张廷强,李元勋,等. 广西甘蔗节水灌溉发展探讨[J]. 节水灌溉,2015(4):99-101.
GUO Fengtai,ZHANG Tingqiang,LI Yuanxun,et al. Discussion on the development of water-saving irrigation of sugarcane in Guangxi[J]. Water Saving Irrigation,2015(4):99-101. (in Chinese)

[3] 阮红燕. 气候变化对广西甘蔗生产潜力影响的模拟研究[D]. 南宁:广西大学,2018.
RUAN Hongyan. Simulation study on the impact of climate change on the potential of sugarcane production in Guangxi[D]. Nanning:Guangxi University,2018. (in Chinese)

[4] 欧钊荣,谭宗琨,何燕,等. BP 神经网络模型在广西原料蔗产量预报中的应用[J]. 中国农业气象,2008,29(2):213-216.
OU Zhaorong,TANG Zongkun,HE Yan,et al. Application of BP neural network model in the forecast of raw material sugarcane yield in Guangxi[J]. Chinese Agricultural Meteorology,2008,29(2):213-216. (in Chinese)

[5] 李炳杨. 广西甘蔗种植现状、问题及对策[J]. 热带农业科学,2018,38(4):119-127.
LI Bingyang. The status quo, problems and countermeasures of sugarcane planting in Guangxi[J]. Tropical Agriculture Science,2018,38(4):119-127. (in Chinese)

[6] 肖凌,梁玉莲,杨宇红,等. 南宁市甘蔗气候产量预测模型[J]. 广东农业科学,2013,40(4):174-176,238.
XIAO Ling,LIANG Yulian,YANG Yuhong,et al. Forecast model of climatic yield of sugarcane in Nanning City[J]. Guangdong Agricultural Sciences,2013,40(4):174-176,238. (in Chinese)

[7] 何燕,谭宗琨,丁美花,等. 制约广西甘蔗产量及蔗糖分含量的关键气象条件研究[J]. 安徽农业科学,2008,36(8):3181-3184.
HE Yan,TAN Zongkun,DING Meihua,et al. Study on the key meteorological conditions restricting sugarcane yield and sucrose content in Guangxi[J]. Anhui Agricultural Sciences,2008,36(8):3181-3184. (in Chinese)

[8] 梁强,刘晓燕,李毅杰,等. 2008—2017 年甘蔗品种“新台糖 22 号”在广西蔗区的消长分析[J]. 热带作物学报,2021,42(4):982-990.
LIANG Qiang,LIU Xiaoyan,LI Yijie,et al. Analysis on the growth and decline of sugarcane variety ‘Xintaitang 22’ in Guangxi sugarcane area from 2008 to 2017[J]. Acta Tropical Crops,2021,42(4):982-990. (in Chinese)

[9] 谢贵水,蒋菊生,蔡明道. 影响甘蔗株高生长的气象因子通径分析[J]. 甘蔗,2003,10(1):7-11.

- XIE Guishui, JIANG Jusheng, CAI Mingdao. Path analysis of meteorological factors affecting sugarcane plant height growth[J]. Sugarcane, 2003, 10(1): 7-11. (in Chinese)
- [10] 吴炫柯, 韦剑锋, 陈利东. 甘蔗茎伸长量与土壤水分含量的相关性[J]. 中国糖料, 2013, 35(4): 60-61.
WU Xuanke, WEI Jianfeng, CHEN Lidong. Correlation between sugarcane stem elongation and soil moisture content[J]. Chinese Sugar, 2013, 35(4): 60-61. (in Chinese)
- [11] 吴炫柯, 段毅强, 陈利东. 甘蔗茎伸长量与气象水分参数的相关性分析[J]. 气象科技, 2011, 39(1): 110-113.
WU Xuanke, DUAN Yiqiang, CHEN Lidong. Correlation analysis of sugarcane stem elongation and meteorological and water parameters[J]. Meteorological Technology, 2011, 39(1): 110-113. (in Chinese)
- [12] 李海青, 赵又群, 闫茜, 等. 基于遗传神经网络的车轮匹配整车逆动力学[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2019, 47(5): 27-32.
LI Haiqing, ZHAO Youqun, YAN Qian, et al. Inverse dynamics of wheel matching vehicle based on genetic neural network[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2019, 47(5): 27-32. (in Chinese)
- [13] 姜新. 河南省粮食产量影响因素和预测方法研究[J]. 中国农学通报, 2019, 35(1): 154-158.
JIANG Xin. Research on influencing factors and forecasting methods of grain yield in Henan Province[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2019, 35(1): 154-158. (in Chinese)
- [14] 黄健熙, 罗倩, 刘晓暄, 等. 基于时间序列 MODIS NDVI 的冬小麦产量预测方法[J]. 农业机械学报, 2016, 47(2): 295-301.
HUANG Jianxi, LUO Qian, LIU Xiaoxuan, et al. Forecasting method of winter wheat yield based on time series MODIS NDVI[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(2): 295-301. (in Chinese)
- [15] 喻涛舸, 吴华瑞, 彭程. 基于 Lasso 回归和 BP 神经网络的蔬菜短期价格预测组合模型研究[J]. 智慧农业(中英文), 2020, 2(3): 108-117.
YU Weike, WU Huarui, PENG Cheng. Research on combination model of vegetable short-term price forecast based on Lasso regression and BP neural network[J]. Smart Agriculture (Chinese and English), 2020, 2(3): 108-117. (in Chinese)
- [16] 李岚涛, 任涛, 汪善勤, 等. 基于角果期高光谱的冬油菜产量预测模型研究[J]. 农业机械学报, 2017, 48(3): 221-229.
LI Lantao, REN Tao, WANG Shanqin, et al. Research on winter rape yield prediction model based on silique stage hyperspectral[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 221-229. (in Chinese)
- [17] 谢名洋, 黄永春. 基于神经网络的甘蔗产量预测系统[J]. 中国糖料, 2000, 22(1): 15-19.
XIE Mingyang, HUANG Yongchun. Sugarcane yield forecast system based on neural network[J]. Chinese Sugar, 2000, 22(1): 15-19. (in Chinese)
- [18] 黄凯, 查元源, 史良胜. 基于多源数据回归分析的糖料蔗产量估计[J]. 节水灌溉, 2020(6): 24-28.
HUANG Kai, CHA Yuanyuan, SHI Liangsheng. Estimation of ssugar cane yield based on multi-source data regression analysis[J]. Water Saving Irrigation, 2020(6): 24-28. (in Chinese)
- [19] 李修华, 李婉, 张木清, 等. 基于田间环境及气象数据的甘蔗产量预测方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(增刊): 233-236.
LI Xiuhua, LI Wan, ZHANG Muqing, et al. Forecasting method of sugarcane yield based on field environment and meteorological data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(Supp.): 233-236. (in Chinese)
- [20] EKTA H, URMIL V. Development of state space models with weather as exogenous input for sugarcane yield prediction in Haryana[J]. Advances in Research, 2020, 10(5): 52-73.
- [21] HAMMER R G, SENTELHAS P C, MARIANO J C. Sugarcane yield prediction through data mining and crop simulation models[J]. Sugar Tech., 2020, 22(2): 216-225.
- [22] 钟楚, 周臣, 徐梦莹. 甘蔗生理发育时间及生育期预测[J]. 中国糖料, 2012, 34(2): 49-51.
ZHONG Chu, ZHOU Chen, XU Mengying. Prediction of sugarcane physiological development time and growth period[J]. Chinese Sugar, 2012, 34(2): 49-51. (in Chinese)
- [23] ABDEL-RAHMAN E, AHMED F B. The application of remote sensing techniques to sugarcane (*Saccharum spp.* hybrid) production: a review of the literature[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(13): 3753-3767.
- [24] LOBELL D B, THAU D, SEIFERT C, et al. A scalable satellite-based crop yield mapper[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 164: 324-333.
- [25] ALLEN D M. The relationship between variable selection and data augmentation and a method for prediction[J]. Technometrics, 1974, 16: 125-127.