项柠漫,周明,张桂杰. 基于 SSA-BP 模型的吉林省农业机械总动力预测研究[J]. 智能计算机与应用,2026,16(5):154-160. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24082202

基于 SSA-BP 模型的吉林省农业机械总动力预测研究

项柠漫,周 明,张桂杰
(吉林师范大学 数学与计算机学院,吉林 四平 136000)

摘 要:农业机械总动力是衡量农业机械化发展水平的一项重要指标。为准确预测吉林省农业机械总动力,本文以 1980-2022 年吉林省农机总动力、政府财政收入、劳均播种面积、第一产业从业人员数、农民人均可支配收入、粮食单产数据为参数,构建了一种麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm,SSA)与 BP 神经网络相结合的农业机械总动力预测模型。为验证算法的可行性,将该算法与传统的 BP 模型及遗传算法(Genetic Algorithm,GA)优化的 BP 模型(BPGA-BP)的预测性能进行对比。实验结果表明:BP 模型决定系数 R^2 为 0.997,GA-BP 模型决定系数 R^2 为 0.990,SSA-BP 模型决定系数 R^2 为 0.998。构建模型的农机总动力预测模型 R^2、MAE、MSE、RMSE、MAPE 都优于另外两组算法,因此 SSA-BP 模型的预测性要优于 BP 模型和 GA-BP 模型,研究成果可为政府制定农业机械化发展规划,农机企业生产决策提供有力支撑。

关键词:麻雀搜索算法;BP 神经网络;预测模型;吉林省农机总动力
中图分类号:TP183 **文献标志码**:A **文章编号**:2095-2163(2026)05-0154-07

Research on total power prediction of agricultural machinery in Jilin Province based on SSA-BP model

XIANG Ningman, ZHOU Ming, ZHANG Guijie
(School of Mathematics and Computer Science, Jilin Normal University, Siping 136000, Jilin, China)

Abstract: The total power of agricultural machinery power is an important indicator to measure the level of agricultural mechanization. In order to accurately predict the total agricultural machinery power of Jilin Province, a total agricultural machinery power prediction model combining the sparrow search algorithm (SSA) and BP neural network was constructed using the data of total agricultural machinery power, government fiscal revenue, labor per sown area, number of first-industry workers, per capita disposable income of farmers, and grain yield from 1980 to 2022 as parameters. To verify the feasibility of the algorithm, the prediction performance of the algorithm was compared with that of the traditional BP model and the genetic algorithm (GA) optimized BP model (GA-BP model). The experimental results show that the coefficient of determination of the BP model is 0.997, the coefficient of determination of the GA-BP model is 0.990, and the coefficient of determination of the SSA-BP model is 0.998. The total agricultural machinery power prediction model constructed by the algorithm has better prediction performance in terms of MAE, MSE, RMSE, and MAPE than the other two algorithms, so the predictive ability of the SSA-BP model is better than that of the BP model and the GA-BP model. The research findings can provide strong support for the government to formulate agricultural mechanization development plans and for agricultural machinery enterprises to make production decisions.

Key words: Sparrow Search Algorithm; BP neural network; predictive model; total power of agricultural machinery in Jilin province

0 引 言

农业机械化在现代化农业进程中扮演着重要角色,其显著提升了农业生产效率、降低了生产成本、减少了劳动力需求,从而提高了农业竞争力。随着科技的不断进步,中国应当高度重视农业机械化的发展。实现全面小康,关键在于推动现代农业发展,而现代农业的核心就是农业机械化。吉林省在东北地区和全国的农业产业中具有重要地位,对于保障中国的粮食安全和推动现代化发展起到了关键作

基金项目:吉林省科技厅科研项目(20230101243JC)。
作者简介:项柠漫(2000—),女,硕士研究生。主要研究方向:数据分析;张桂杰(1980—),女,博士,副教授。主要研究方向:数据挖掘。
通信作者:周 明(1968—),男,博士,教授。主要研究方向:数据分析,物联网技术。Email:zhou_m@126.com。
收稿日期:2024-08-22

用[1-3]。

目前，对农业机械总动力的预测方法主要有线性回归、指数平滑、灰色 GM(1,1)模型、移动平均、曲线拟合、神经网络预测模型、线性组合预测和 Shapley 值方法等[4]。每种方法各有优势和不足，得到的结果也各有不同。许淑芹等[5]基于混沌和灰色系统对农机总动力预测；任永泰等[6]基于实数遗传算法和神经网络对农机总动力进行预测；王金峰等[7]基于经验模态与 BP 神经网络对农机总动力预测；索瑞霞等[8]基于密度算子对农机总动力开展组合预测，各项误差评价指标均低于单一预测模型，以及基于离差系数法和 Shapley 值的组合预测模型。大多数学者采用灰色预测模型和混沌模型为主的传统预测模型[9]。目前，BP(Back Propagation)神经网络、长短期记忆(Long Short Term Memory, LSTM)网络及支持向量机(Support Vector Machine, SVM)迅速发展，采用各种生物启发式优化算法相结合，诸多学者在各方面预测都取得了一定的成果，能够很好地解决非线性问题。

因此，本文选取政府财政收入、劳均播种面积、第一产业从业人员数、农民人均可支配收入、粮食单产作为影响因素，采用收敛速度较快的麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)优化神经网络，对 1980—2022 年吉林省农机总动力进行预测[10]，并与 BP 模型和 GA-BP 模型预测结果进行比较，验证其有效性。

1　数据与方法

1.1　影响因素的选取

农机总动力通常会受到多种因素影响。政府出台的农业政策和支持措施会直接影响农机总动力的需求，随着农业现代化进程的推进，农民对农机需求也在增长，先进的农机可以提高农业生产效率[11]，气候和自然环境也会影响农机总动力。文献[12]针对农机总动力增长影响因素进行分析得出，政府投入、劳均(每个劳动力)播种面积、燃料价格指数对农机总动力增长影响最大，农民人均纯收入、农业人均产值和文化程度比例对农机总动力增长波动不产生影响。就经济发展水平维度考量选取政府财政收入作为衡量指标[13]，政府财政收入的提升可以很大程度上提高农户的生活水平，进而提高农机购买量，提高农业劳动效率[14]，从而整体提升农业机械化水平。衡量耕地生产力，选取劳动播种面积，可以有效避免农业结构的干扰[15-16]。因此，本研究选取 1980—2022 年政府财政收入，劳均播种面积，第一产业从业人员数，农民人均可支配收入，粮食单产作为影响因素及其吉林省农机总动力(见表 1)。

1.2　数据获得

本文主要使用 1980-2022 年农机总动力增长及其主要影响因素的相关数据。数据来源《中国统计年鉴》《吉林省统计年鉴》《中国农村统计年鉴》及吉林省统计局。

1.3　样本数据预处理

采用 Microsoft Office Excel 对统计得到的农业机械总动力和影响因素进行统计与计算。为消除不同特征之间的量纲差异，以便更好地进行比较或处理，使用 mapminmax 函数对数据进行归一化处理，输入数据归一化至[0,1]区间，输出数据归一化至[-1,1]区间。采用 MATLAB 软件编程实现，再将预测结果用 mapminmax 函数进行反归一化处理，还原数据实际尺度。

2　测模型构建

2.1　麻雀搜索算法

本研究引入 2020 年东华大学 Xue[17]等提出的一种全新的启发式优化算法，灵感来源于鸟类觅食行为中的群体智慧和信息共享。这一算法模拟了麻雀在寻找食物时的协作行为，该算法将种群划分为发现者、加入者和侦查者三种角色。通过多个搜索者在空间中的搜索和信息交流来寻找最优解。因此命名为麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)，如下：

1) 初始化种群：算法初始时随机生成一定数量的麻雀个体，这些个体代表了解空间中的初始解。每个麻雀个体都有一个位置向量，位置向量的每个元素代表了麻雀在空间中一个位置。

2) 评估适应度：对每个麻雀个体，根据优化问题的目标函数或适应度函数，计算其适应度值对其进行评估。适应度值越高表示个体越优秀。

3) 更新位置：根据当前位置和适应度值，更新麻雀个体的位置。位置的更新包括两个方面的影响：个体自身的信息和群体的信息。个体自身的信息通过惯性因子进行考虑，而群体的信息则是通过个体之间的信息交流来影响位置的更新。这种更新机制使得麻雀个体在搜索过程中既有探索性又有利用性。

表 1 1980–2022 年吉林省农机总动力及其主要影响因素数据

Table 1 Data of agricultural machinery total power and its main influencing factors from 1980 to 2022

年份	农业机械总动力/(10^7 瓦)	政府财政收入/亿元	劳均播种面积/(hm^2 · 人$^{-1}$)	第一产业从业人员数/万人	农民人均可支配收入/(元 · 人$^{-1}$)	粮食单产/(kg · hm^{-2})
1980	367.50	14.39	0.12	329.30	236.00	2 438.80
1981	395.90	10.72	0.11	349.80	293.00	2 627.30
1982	396.10	11.97	0.09	413.80	333.00	2 812.80
1983	471.70	14.12	0.09	410.80	462.00	4 121.00
1984	452.70	15.22	0.10	401.10	487.00	4 667.80
1985	476.30	21.67	0.09	421.90	414.00	3 731.70
1986	529.00	29.52	0.09	432.50	457.00	4 028.50
1987	535.00	37.52	0.08	465.80	523.00	4 807.64
1988	553.00	43.32	0.07	511.60	628.00	4 947.30
1989	591.00	49.40	0.07	549.00	624.00	3 938.60
1990	629.00	50.68	0.07	564.80	804.00	5 804.20
1991	587.50	62.46	0.07	572.40	748.00	5 361.10
1992	591.40	56.99	0.06	590.20	807.00	5 203.30
1993	607.10	79.82	0.07	572.50	892.00	5 390.00
1994	598.80	51.27	0.07	570.70	1 272.00	5 651.40
1995	661.40	63.28	0.07	572.10	1 610.00	5 570.20
1996	718.00	76.40	0.07	562.30	2 126.00	6 419.09
1997	773.20	82.85	0.07	551.00	2 186.00	5 034.10
1998	827.50	93.64	0.07	545.10	2 397.00	7 025.12
1999	897.30	101.28	0.07	551.10	2 266.00	6 562.40
2000	1 015.40	103.83	0.07	584.30	2 029.00	4 272.63
2001	1 096.50	121.10	0.08	585.80	2 192.00	4 649.14
2002	1 150.70	131.49	0.07	587.30	2 315.00	5 458.44
2003	1 230.60	154.00	0.07	592.20	2 530.41	5 629.65
2004	1 319.80	166.28	0.08	563.30	3 000.40	5 820.86
2005	1 471.30	207.15	0.08	565.80	3 263.99	6 010.50
2006	1 572.30	245.20	0.08	565.20	3 641.13	6 433.93
2007	1 678.30	320.69	0.08	564.60	4 189.89	5 450.66
2008	1 800.00	422.80	0.09	564.00	4 932.74	6 358.37
2009	2 001.10	487.09	0.08	568.80	5 265.91	5 436.14
2010	2 145.00	602.41	0.07	676.59	6 237.44	5 967.20
2011	2 355.00	850.10	0.08	651.88	7 509.95	6 780.34
2012	2 554.70	1 041.25	0.08	628.98	8 598.17	7 053.84
2013	2 730.00	1 156.96	0.09	607.09	9 621.21	7 332.95
2014	2 919.10	1 203.38	0.10	586.53	10 780.12	7 021.87
2015	3 152.50	1 229.35	0.10	566.90	11 326.17	7 181.12
2016	3 105.30	1 263.78	0.11	546.24	12 122.94	7 489.01
2017	3 284.70	1 210.91	0.11	526.54	12 950.44	7 492.83
2018	3 466.00	1 240.89	0.11	508.58	13 748.17	6 487.36
2019	3 653.70	1 116.95	0.12	489.61	14 936.05	6 869.76
2020	3 896.90	1 085.02	0.13	471.99	16 067.03	6 693.61
2021	4 149.20	1 143.98	0.14	453.83	17 641.69	7 060.07
2022	4 357.90	851.00	0.14	478.59	18 134.47	7 053.91

4）更新速度：除了更新位置外，麻雀个体还需要更新速度。速度的更新可以根据惯性权重和位置更新的差异来确定，以控制搜索过程中的收敛速度和跳出局部最优的能力。

5）收敛检测：在每次迭代中，检测算法是否达到了停止条件，如最大迭代次数、目标函数值收敛等。如果满足停止条件，则终止搜索过程，输出最优解或近似最优解；否则，继续进行下一次迭代。

假设麻雀的数量为 n，待优化的数据维度为 d，$\boldsymbol{X}$ 表示麻雀种群，$x_{n,d}$ 表示第 n 只麻雀的第 d 维的位置，该种群的空间表示为：

$$\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,d} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,d} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,d} \end{bmatrix} \tag{1}$$

该麻雀种群的适应度函数 $\boldsymbol{F}_X$ 表示为：

$$\boldsymbol{F}_X=\begin{bmatrix} f([x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,d}]) \\ f([x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,d}]) \\ & \vdots & & \\ f([x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,d}]) \end{bmatrix} \tag{2}$$

算法迭代过程中，发现者的位置更新表达示为：

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}X_{i,j}^{t}\exp\left(-\dfrac{i}{\alpha\cdot C_{\max}}\right), & R_2<\mathrm{ST}\\ X_{i,j}^{t}+Q\cdot L, & R_2\geqslant\mathrm{ST}\end{cases}\tag{3}$$

其中，t 为迭代次数；$X_{i,j}^{t}$ 表示在迭代 t 次时第 i 只麻雀在第 j 维中的位置信息；α 是一个随机数，$\alpha\in[0,1]$；$C_{\max}$ 为最大迭代次数；R_2 为预警值，取值为[0,1]；ST 为安全值；Q 是随机数，服从正态分布；L 是一个内部都是 1 的 $1\times d$ 矩阵；当 $R_2<\mathrm{ST}$ 时，表示发现者此时是安全的，可以继续觅食搜索；当 $R_2\geqslant\mathrm{ST}$ 时，表示一些侦查者发现入侵者立即发出警报，麻雀收到警报迅速撤离，飞向安全区进行觅食。

加入者的位置更新表达式为：

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}Q\cdot\exp\left(\dfrac{X_{w}^{t}-X_{i,j}^{t}}{i^{2}}\right), & i>\dfrac{n}{2}\\ X_{g}^{t+1}+\left|X_{i,j}^{t}-X_{g}^{t+1}\right|A^{\mathrm{T}}\left(A\cdot A^{\mathrm{T}}\right)^{-1}L, & i\leqslant\dfrac{n}{2}\end{cases}\tag{4}$$

式中：X_{g}^{t+1} 表示发现者当前所在最好的位置，X_{w}^{t} 为最差的位置，A 为内部元素全为 1 或 -1 的 $1\times d$ 的矩阵；当 $i>n/2$ 时表示第 i 只加入者未获得食物，处于饥饿状态，需要飞往其他位置搜索；当 $i\leqslant n/2$ 时表示靠近最好的位置时就可获得食物。

侦察者的位置更新表达式为：

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}X_{b}^{t}+\theta\cdot\left|X_{i,j}^{t}-X_{b}^{t}\right|, & f_i>f_g\\ X_{i,j}^{t}+P\cdot\dfrac{\left|X_{i,j}^{t}-X_{w}^{t}\right|}{f_j-f_{w+g}}, & f_i=f_g\end{cases}\tag{5}$$

式中：X_{b}^{t} 表示侦查者当前最优位置，θ 为控制步长参数，P 为-1 到 1 的随机数，代表麻雀的移动方向，ε 是一个避免分母为 0 的常数项，f_i 为当前麻雀适应度，f_g 为当前最好的适应度，f_w 为最差的适应度。

2.2　麻雀搜索算法(SSA)优化 BP 神经网络

由于 BP 神经网络容易陷入局部最优，SSA 具有全局搜索能力强，收敛速度块的优点，可以帮助找到最优的权重和阈值组合，从而提高神经网络在预测任务中的精度[18]。

基于麻雀搜索算法优化 BP 神经网络的算法流程如图 1 所示，具体流程如下：

1)初始化 BP 神经网络，确定输入因子，输出因子，通过公式计算隐藏层节点数等参数。

2)对农机总动力及影响因素进行预处理。

3)对麻雀种群初始化，确认麻雀种群数量、最大迭代数及初始位置。

4)计算每一只麻雀的适应度，找出最佳适应度。

5)利用公式对每个麻雀发现者、加入者和侦查者的位置进行计算更新。

6)更新适应度值和发现者最优位置，判断是否满足终止条件。如果满足则执行下一步，如果不满足则返回步骤 3)。

7)输出最优的权值和阈值，把得到的权值和阈值赋予 BP 神经网络，对农业机械总动力数据进行训练、预测和评估。

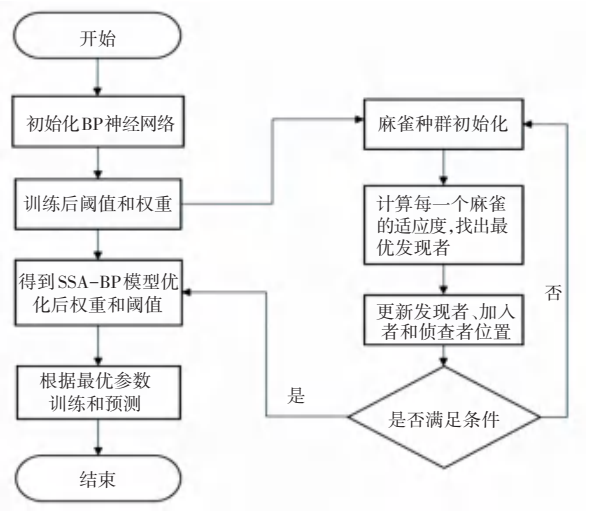


图 1　SSA-BP 神经网络流程图

Fig. 1　Flowchart of SSA-BP Neural Network

2.3　遗传算法优化 BP 神经网络

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是一种基于自然选择和遗传机制的优化算法，其模拟了生物进化的过程，通过适应度评价和遗传操作来搜索最优解[19]。首先，需要初始化一个种群，每个个体表示一组 BP 神经网络的参数，比如权重和阈值。为了确保种群的多样性，这些参数的初始值一般都是随机生成的。然后，对每个个体应用 BP 神经网络进行训练，并根据在训练集上的预测性能评估适应度。利用误差函数(如均方误差)来判断预测结果与实际值之间的差异，以此作为适应度评价的依据。适应度评价决定了个体在进化过程中的生存和繁衍能力。在选择操作中，根据个体的适应度进行选择。常用的选择方法包括轮盘赌选择和竞争选择，其中适应度较高的个体有更高的概率被选择为父代。接着，从父代中选择两个个体，并通过交叉操作产生新的个体。交叉操作模拟了生物遗传中的基因重组过程，通过交换个体的部分参数来产生新的参数组合。除了交叉操作外，还需要进行变异操作，对新生成的个体进行随机改变。变异操作有助于增加种群的多

样性。通常,变异操作会随机改变个体的某些参数值,以引入新的搜索方向。

以上步骤构成了一次遗传算法的迭代过程。这个迭代过程会一直进行,直到满足停止条件,如达到最大迭代次数或达到收敛条件。选择最优的解应用到 BP 神经网络,可有效提升其数据预测能力。

综上所述,通过遗传算法优化 BP 神经网络的参数,可以利用生物进化的思想来搜索参数空间中的最优解,从而提高神经网络的性能和效率。

2.4 各模型参数设置

将政府财政收入、劳动播种面积、第一产业从业人员数、农民人均可支配收入作为 BP 神经网络输入因子,输入层节点数为 4,选取农业机械总动力作为输出指标,因此输出层节点数为 1。

使用 tansig 函数作为输入层至隐藏层激活函数,使用 purelin 函数作为隐藏层至输出层的激活函数,网络训练函数为 trainlm。模型学习速率为 0.01,最大训练次数为 1 000 次,训练目标最小误差为 0.000 01。隐藏层的节点数通过公式 $h = \sqrt{n_2 + m} + a_2$ 确定,其中 h 为隐含层节点数量,n_2 为输入层节点数,m 为输出层节点数,a_2 为取值范围为[1,10]之间的整数。经公式计算得到隐藏层节点数范围为 3~12,通过试凑法得到最佳隐含层节点数为 8。

初始化 GA-BP 神经网络参数,初始种群规模为 35,最大进化代数为 200,轮盘赌法进行选择,交叉概率为 0.8,应用高斯算法进行变异,变异概率为 0.05。

初始化 SSA-BP 神经网络参数,初始种群规模为 30,最大进化代数为 50,安全值为 0.6,发现者的比列为 0.7,意识到有危险麻雀的比重为 0.2,上下边界值为 3 和-3。

2.5 模型性能验证

为了更好地评价 SSA-BP 模型的预测能力,本研究选用了 4 种常用的评价指标:决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、以及平均绝对百分比误差(MAPE)。这些指标被用来比较 BP 模型、GA-BP 模型以及 SSA-BP 模型的预测性能。决定系数反映了模型对于观测数据的拟合程度,其取值范围在 0~1 之间,越接近 1 表示模型拟合得越好。均方根误差是预测值与真实值之间差异的平方和的平均值的平方根,其度量了预测值与真实值之间的整体误差大小,值越小表示预测精度越高。而平均绝对误差则是计算预测值与真实值之间差异的绝对值的平均值,其衡量了预测值偏离真实值的平均程度,值越小表示预测的准确性越高,平均绝对百分比误差越低表示模型的预测准确性越高。通过这些指标的综合评价,可以更全面地了解 SSA-BP 模型在预测任务中的表现,并与其他模型进行比较,以确定其相对优劣。计算公式如下:

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{6}$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - y)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2} \tag{7}$$

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i| \tag{8}$$

$$\mathrm{MAPE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{\hat{y}_i - y_i}{\hat{y}_i}\right| \times 100\% \tag{9}$$

式中:n 为总预测样本数量,y_i 为农业机械总动力参数实测值,$\hat{y}_i$ 为农业机械总动力参数预测值,$\bar{y}$ 为农业机械总动力参数平均值。

3 结果与分析

3.1 历史时期吉林省农业机械总动力变化

图 2 为历年农业机械总动力增长曲线,从中可知,1980-2022 年,吉林省农业机械总动力整体呈上升趋势,在 2016 年小幅度下降,成为一个标志性的拐点,全国农业机械总动力在 2016 年普遍下降,这一现象并非发展倒退,而是因为“保耕地、保产能”的粮食发展新策略在 2016 年得到有效落实。随着农业现代化水平的提高和农机技术的进步,促使农业机械总动力在一段时间内保持稳定增长。

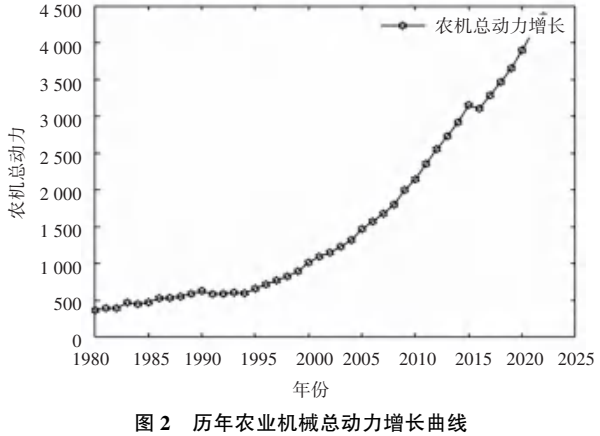


图 2 历年农业机械总动力增长曲线

Fig. 2 Growth curve of total agricultural machinery power over the years

3.2　模型预测效果对比

本文构建的 BP 预测模型、GA-BP 预测模型及 SSA-BP 预测模型来预测农业机械总动力，预测结果见表 2。从表 2 可以看出 BP 模型的 R^2 为 0.997，GA-BP 的 R^2 为 0.990，SSA-BP 的 R^2 为 0.998，SSA-BP 的 R^2 更接近 1。BP 的 RMSE 为 178.68，GA-BP 的 RMSE 为 116.55，SSA-BP 的 RMSE 为 40.69，因此 SSA-BP 的 RMSE 更低。BP、GA-BP、SSA-BP 的 MAE 分别为 136.51、82.60、32.03，因此 SSA-BP 的 MAE 更少。SSA-BP 模型 MAPE 相较于 BP 模型降低了 14.88%，相较于 GA-BP 降低了 6.43%。图 3 中，随机选取 10 年数据用来测试，SSA-BP 预测模型的预测值和真实值误差波动更小。从图 4 可以看出，SSA-BP 预测值和真实值拟合效果更高，更靠近真实值。

表 2　各预测模型结果汇总

Table 2　Summary of results of each forecasting model

预测模型	R^2	RMSE	MAE	MAPE/%
BP	0.997	178.68	136.51	19.38
GA-BP	0.990	116.55	82.60	10.93
SSA-BP	0.998	40.69	32.03	4.50

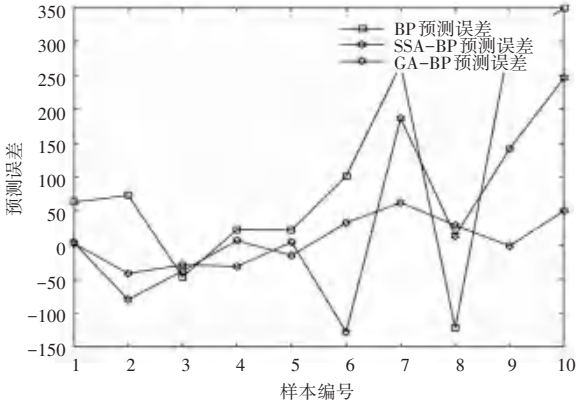


图 3　预测值和真实值误差

Fig. 3　Error between predicted and true values

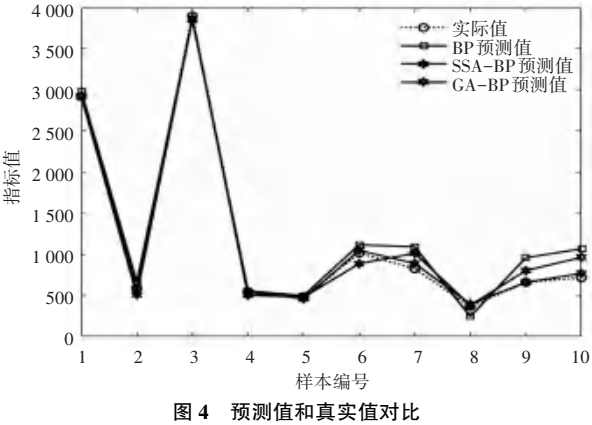


图 4　预测值和真实值对比

Fig. 4　Comparison of predicted and true values

综上所述，SSA-BP 农业机械总动力预测模型误差更小，可以实现较准确的预测。

4　结束语

为提高农业机械总动力模型的预测精度，本文构建了一种基于麻雀搜索算法（SSA）优化的 BP 神经网络模型，对吉林省农机总动力进行预测，构建 BP 模型和 GA-BP 模型进行对比，获得如下结论：

1）根据 SSA-BP 模型的预测结果，麻雀算法寻优能力优于遗传算法和神经网络模型，可有效提升农业机械总动力预测精度，预测结果更准确，误差更小，是十分有效的预测模型，为农机总动力预测提供一个新的途径。

2）预测结果表明吉林省农业机械总动力呈现稳定增长，为将来农机总动力发展趋势提供有力的预测工具。

参考文献

[1] 牟雪雷，黄文明，潘超然，等. 东北地区农业机械化发展调查及政策影响因素分析[J]. 农机使用与维修，2023，36(7)：97-100.

[2] 杨进，吴比，金松青，等. 中国农业机械化发展对粮食播种面积的影响[J]. 中国农村经济，2018，30(3)：16-28.

[3] 杨淑杰，李玉波. 吉林省农业机械化与粮食产量灰色关联分析[J]. 中国农机化学报，2018，39(8)：101-107. DOI：10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2018.08.021.

[4] 孟金凤. 基于 Shapley 值的农机总动力组合预测方法[J]. 吉林农业(下半月)，2013(14)：65. DOI：10.3969/j.issn.1674-0432.2013.14.062.

[5] 许淑芹，周桂霞，许娇娜，等. 混沌理论和灰色系统在农机总动力预测中的应用[J]. 数学的实践与认识，2019，49(3)：29-34. DOI：CNKI：SUN：SSJS.0.2019-03-004.

[6] 任永泰，张达，许东阳，等. 基于实数遗传算法与神经网络的农机总动力预测及分析[J]. 农机化研究，2018，40(7)：14-18. DOI：10.3969/j.issn.1003-188X.2018.07.003.

[7] 王金峰，闫东伟. 基于经验模态分解与 BP 神经网络的农机总动力增长预测[J]. 农业工程学报，2017，33(10)：133-139. DOI：10.11975/j.issn.1002-6819.2017.10.015.

[8] 索瑞霞，朱春燕，王福林. 农机总动力组合预测模型研究——基于密度算子[J]. 农机化研究，2021，43(6)：22-27.

[9] HUI X，SUN Y，YIN F，et al. Trend prediction of agricultural machinery power in China coastal areas based on grey relational analysis[J]. Journal of Coastal Research，2020，103(sup1)：299. DOI：10.2112/SI103-063.1.

[10] 吴泽鑫，张成良，张华超，等. 基于 SSA-BP 的露天矿山边坡位移变形预测[J]. 有色金属工程，2024，14(6)：125-133.

[11] 张雄一，徐新良，张正，等. 2000—2017 年中国农业机械总动力水平空间演变特征[J]. 浙江农业学报，2020，32(4)：714-722.

[12] 鞠金艳，赵林，王金峰. 农机总动力增长波动影响因素分析[J]. 农业工程学报，2016，32(2)：173-179. DOI：10.11975/j.issn.1002-6819.2016.02.013.

[13]丁力, 吴辉, 徐宇飞, 等. 河南省“十四五”期间农机总动力预测研究[J]. 河南农业大学学报, 2023, 57(4):607-614. DOI:10.16445/j.cnki.1000-2340.20230112.001.

[14]张丽娜, 曹建斌, 刘建村, 等. 基于面板数据的江西省农业机械总动力影响因素研究[J]. 农业工程, 2020,10(8):23-27. DOI:CNKI:SUN:NYGE.0.2020-08-005.

[15]李谷成, 李烨阳, 周晓时. 农业机械化、劳动力转移与农民收入增长——孰因孰果?[J]. 中国农村经济, 2018, 39(11): 112-127.

[16]YAN Y, LIU X, WEN Y. Quantification of the relationship among cropland area, cropland management measures, and cropland productivity using panel data model[J]. International Journal of Plant Production, 2020, 14(4):689-702. DOI:10.1007/s42106-020-00113-5.

[17]XUE Jiankai , SHEN Bo , PAN Anqi . An intensified sparrow search algorithm for solving optimization problems[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2023, 14(9): 9173-9189. DOI:10.1007/s12652-022-04420-9.

[18]许泽海, 赵燕东. 融合物联网多环境参数的茎干水分 SSA-BP 预测模型[J]. 农业工程学报, 2023, 43(16):39-48. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.202304150.

[19]孙中叶, 徐晓燕. 农业供应链金融风险评估研究——基于 GA-BP 神经网络模型[J]. 技术经济与管理研究, 2021, 40(8): 78-82.