

# 基于改进粒子群算法优化BP神经网络的 甜菜产量预测方法\*

顾丽丽, 刘勇<sup>†</sup>, 甄佳奇

(黑龙江大学 电子工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150080)

**摘要:** 通过分析影响甜菜产量的自然因素, 选取6个主要影响因子应用于一种改进粒子群算法优化BP神经网络的预测模型. 首先, 在标准粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)中引入自适应惯性权重的方法增强搜索能力并且提高收敛速度, 使用反向逃逸策略避免早熟现象的发生; 将改进的粒子群算法引入到BP中形成NCPSO-BP的预测模型算法, 既缩短了运算时间, 又提高了预测精度; 最后将NCPSO-BP与PSO-BP的预测效果进行对比, 结果表明NCPSO-BP预测模型其最优预测结果的相对误差平均值3.59%, 绝对误差平均值0.196 9, 比PSO-BP模型预测误差有所下降. 通过这次智慧农业实验项目的应用, 实现当年甜菜产量增产50%, 为未来推广到面积更大、机械化程度更高的农田应用打下了基础, 对现代化农业具有一定意义.

**关键词:** 产量预测; 粒子群算法; BP神经网络; 动态权重

**DOI:** 10.13568/j.cnki.651094.651316.2020.04.06.0001

**中图分类号:** TP212; TP311 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-7675(2021)02-0191-06

**引文格式:** 顾丽丽, 刘勇, 甄佳奇. 基于改进粒子群算法优化BP神经网络的甜菜产量预测方法[J]. 新疆大学学报(自然科学版)(中英文), 2021, 38(2): 191-196.

**英文引文格式:** GU L L, LIU Y, ZHEN J Q. Prediction of beet yield based on bp neural network optimized by improved particle swarm algorithm[J]. Journal of Xinjiang University(Natural Science Edition in Chinese and English), 2021, 38(2): 191-196.

## Prediction of Beet Yield Based on BP Neural Network Optimized by Improved Particle Swarm Algorithm

GU Lili, LIU Yong, ZHEN Jiaqi

(School of Electric Engineering, Heilongjiang University, Harbin Heilongjiang 150080, China)

**Abstract:** By analyzing the natural factors which affect beet yield, select six main influence factors and apply to an improved particle swarm algorithm to optimize the prediction model of BP neural network. First, an adaptive inertial weighting method is introduced in the standard particle swarm optimization (Particle Swarm Optimization, PSO) to enhance search capabilities and improve convergence speed; Use reverse escape strategy to avoid precocity. The improved particle swarm optimization algorithm is introduced into BP to form the prediction model algorithm of NCPSO-BP, the algorithm shortens the operation time and improves the prediction accuracy. Finally, the prediction effects of NCPSO-BP and PSO-BP are compared, the results show that relative error mean of the NCPSO-BP prediction model is 3.59% and mean absolute error is 0.196 9, which is lower than that of the PSO-BP model. Through this intelligent agricultural experiment project, a 50% increase in sugar beet production was achieved that year, laying a foundation for future extension to larger areas and deeper mechanized farmland, which has certain significance for modern agriculture.

**Key words:** yield forecast; particle swarm optimization; BP neural network; dynamic weighting

## 0 引言

甜菜生长受温湿度、光照强度等气象条件及二氧化碳的影响. 本次试验田地位于黑龙江省讷河县, 其土壤为淋溶黑土、土质重壤土, 肥力较高, 适合甜菜生长. 甜菜块根含糖量是鉴定生物气候、生态状况的重要指标,

\* 收稿日期: 2020-04-06

基金项目: 国家自然科学基金(61501176); 黑龙江省自然科学基金优秀青年项目(YQ2019F015).

作者简介: 顾丽丽(1996-), 女, 硕士生, 从事农业物联网的研究, E-mail: 1415742975@qq.com.

<sup>†</sup> 通讯作者: 刘勇(1970-), 男, 硕士, 副教授, 从事农业物联网的研究, E-mail: 1995020@hlju.edu.cn.

是块根品质的标志. 而影响甜菜块根质量的主要是气候, 它决定着糖分的积累和植株的水分供应.

BP神经网络是神经网络模型中应用最广泛的模型之一, 使用的修正算法是典型的误差反传算法, 这使得BP神经网络具有了学习和记忆能力. 该算法在众多领域都有着广泛的应用. 但是BP神经网络也具有一些缺点, 比如易陷入局部极值、出现瘫痪现象等. 很多学者也对此进行了一些改进, 创建许多改进版的BP神经网络算法, 例如附加动量法、 $L_M$ 算法等.

本文运用改进的粒子群算法是在标准粒子群算法基础上提出一种自适应惯性权重的方法. 该惯性权重前期权值较大, 能够增加全局搜索能力; 后期权值较小, 增加算法局部搜索能力. 但是在优化过程中, 发现对于一些比较复杂的函数, 采用这种自适应惯性权重仍然会陷入局部最小值, 所以为了避免早熟现象的发生, 使用反向逃逸策略, 将新的优化方法应用到基本粒子群算法中, 通过几个基本函数的应用, 证明所提的优化方法具有更高的精度以及收敛速度. 最后, 利用改进的粒子群算法优化BP神经网络算法, 建立NCPSO-BP的预测模型对甜菜产量进行预测, 将预测结果与PSO-BP预测模型进行对比, 进一步验证该预测模型具有的优势.

## 1 PSO算法以及BP神经网络算法

### 1.1 改进PSO算法

#### 1.1.1 自适应惯性权重

PSO算法需要调整的参数少, 鲁棒性高且容易实现, 但是具有收敛速度慢且易陷入局部极值的缺点. 为了能够及时跳出局部极值, 应该根据粒子群的进化速度和聚集度的变化而自适应的改变惯性权重以动态调整粒子运动状态, 采用一种基于目标函数的动态自适应惯性权重:

$$\lambda(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_{g\text{best}}(PS_i(k)) - f_{z\text{best}}(PS_i(k))) \quad (1)$$

$$w = \exp(-\lambda(k)/\lambda(k-1)) \quad (2)$$

式中:  $k$ 表示当前迭代次数;  $\lambda(k)$ 表示衡量惯性权重变化的平滑程度;  $w$ 表示惯性权重;  $f_{g\text{best}}(PS_i(k))$ 表示第 $i$ 个粒子在第 $k$ 次更新位置时对应的个体极值适应度值;  $f_{z\text{best}}(PS_i(k))$ 表示第 $k$ 次更新位置时最优粒子对应的极值适应度值.

#### 1.1.2 逃逸策略

PSO算法随着迭代次数的不断增加, 粒子不断靠近全局最优值. 当全局最优值连续 $M$ 代不变之后, 所有的粒子以全局最优值为中心实现聚集. 此时的粒子生存密度过小, 将通过逃逸策略寻找新的生存地, 扩展粒子的生存空间.

$$X_{id}^{k+1} = \text{rand} * X_{id}^{k+1} * (1 - X_{id}^{k+1})' \quad (3)$$

式中:  $k$ 为当前迭代次数,  $X_{id}$ 为粒子的位置.

粒子群迭代过程中, 如果全局最优解连续 $M$ 代不变, 说明算法很有可能已经陷入局部极小值. 因此, 可将全局最优解连续 $M$ 代不变作为判断算法早熟停滞的标志. 在这次的优化算法中, 通过观察仿真图像, 发现如果全局最优解连续30代不变, 那么极大可能是已经产生“早熟”现象, 所以取 $M = 30$ .

综上所述, 在标准的粒子群算法中引入自适应惯性权重和逃逸策略形成改进的NCPSO. NCPSO算法既能增强全局搜索能力, 又能增强局部开发性能.

### 1.2 NCPSO-BP算法

采用NCPSO算法对训练网络初始状态下的权值、阈值进行优化. 训练模型建立步骤如下: 1) 初始化粒子的速度与位置; 2) 计算粒子的适应度值; 3) 求出每个粒子的个体和群体最优值; 4) 对粒子的速度和位置进行更新. 如果优化过程中达到预先设定的最大迭代次数, 则停止, 输出此时的最优解; 否则转向第二步继续循环执行; 5) 将最优权值和阈值赋给BP神经网络; 6) 计算BP网络模型的误差, 误差如果没有满足要求, 则继续对网络的权值和阈值进行更新, 直到满足条件. 通过这种优化NCPSO-BP算法能够更准确的确定初始权值、阈值, 从而提高预测精度.

## 2 试验分析

### 2.1 NCPSO算法性能测试

为验证改进的基于自适应惯性权重和逃逸策略的PSO算法性能, 本文选取六个测试函数对PSO (惯性权重 $w$ 取固定值0.85)、LPSO (惯性权重 $w$ 线性取值)、CPSO (惯性权重 $w$ 非线性取值)、NCPSO (本文提出的基于自适应惯性权重和反向策略的PSO算法) 进行测试, 每个测试函数各运行30次, 具体的实验数据设置如表1, 种群规模 $N=20$ , 迭代次数 $T=100$ .

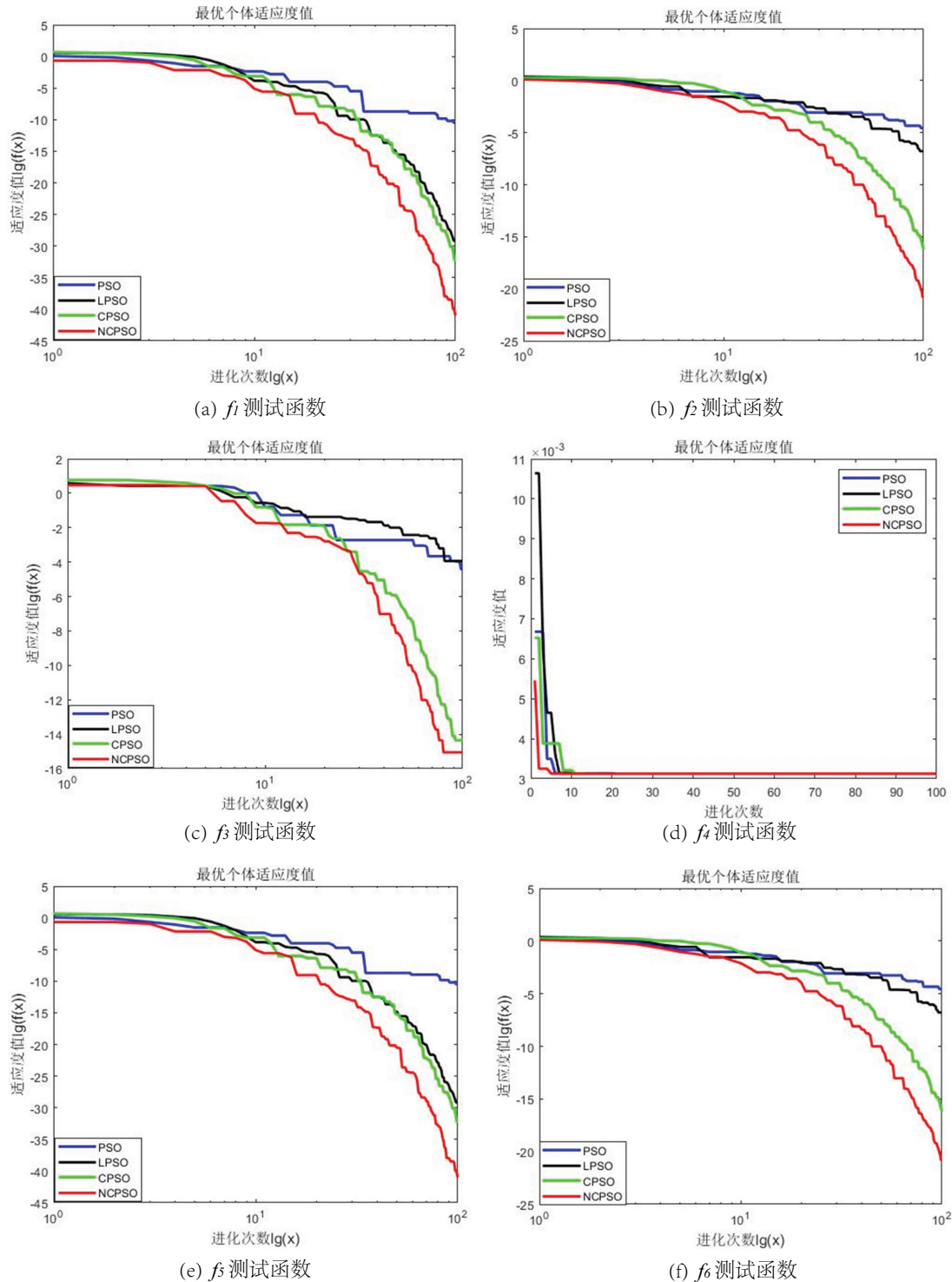


图 1 收敛曲线图

Fig 1 Convergence curve

表 1 测试函数特征  
Tab 1 Test function characteristics

| 函数名               | 函数表达式  | 搜索区间               | 理论极值 |
|-------------------|--|--------------------|------|
| Sphere $f_1$      | $f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$  | $[-100, 100]^{30}$ | 0    |
| Schwefel $f_2$    | $f_2(x) = \sum_{i=1}^D  x_i  + \prod_{i=1}^D  x_i $  | $[-10, 10]^{30}$   | 0    |
| Ackley $f_3$      | $f_3(x) = -20 \exp \left[ -0.2 \sqrt{\frac{D}{D+1} \sum_{i=1}^D x_i^2} \right] - \exp \left( \frac{D}{D+1} \cos 2\pi x_i / D \right) + 20 + e$ | $[-32, 32]^{30}$   | 0    |
| shaffer $f_4$     | $f_4(x) = 0.5 + \frac{(\sin^2 \sqrt{x^2 + y^2}) - 0.5}{(1.0 + 0.001(x^2 + y^2))^2}$  | $[-100, 100]^2$    | 0    |
| Exponential $f_5$ | $f_5(x) = -\exp \left( -0.5 \sum_{i=1}^D x_i^2 \right)$  | $[-1, 1]^{30}$     | -1   |
| Duadric $f_6$     | $f_6(x) = \sum_{i=1}^D \left( \sum_{j=1}^D x_j \right)^2$  | $[-100, 100]^{30}$ | 0    |

下面的仿真分析采用了上表列出的6种基本测试函数,包括Sphere函数、Schwefel函数、Ackley函数、shaffer 函数、Exponential函数以及Duadric函数. 将PSO、LPSO、CPSO 3种粒子群算法和本文提出的改进算法NCPSO进行比较,表2列出了最小值和平均值.

表 2 测试函数结果  
Tab 2 The results of test funtions

| 测试函数  | PSO       |           | LPSO      |           | CPSO      |           | NCPSO     |           |
|-------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
|       | 最小值       | 平均值       | 最小值       | 平均值       | 最小值       | 平均值       | 最小值       | 平均值       |
| $f_1$ | 1.005e-11 | 0.085 1   | 3.909e-30 | 0.050 2   | 4.95e-33  | 0.025 9   | 3.99e-40  | 0.002 8   |
| $f_2$ | 3.249e-05 | 0.029 1   | 2.108e-14 | 0.043 2   | 1.135e-16 | 0.053 4   | 5.07e-21  | 0.025 6   |
| $f_3$ | 1.255e-04 | 0.228 2   | 4.441e-15 | 0.168 3   | 8.882e-16 | 0.122 4   | 8.882e-16 | 0.077 4   |
| $f_4$ | 3.127e-03 | 3.138e-03 | 3.127e-03 | 3.229e-03 | 3.127e-03 | 3.144e-03 | 2.467e-10 | 5.496e-04 |
| $f_5$ | -1        | -0.997    | -1        | -0.984 3  | -1        | -0.999 6  | -1        | -0.997 2  |
| $f_6$ | 1.004e-21 | 2.425e-02 | 2.017e-59 | 7.41e-03  | 5.469e-66 | 1.697e-03 | 1.534e-83 | 3.668e-05 |

图1给出了4种粒子群算法的适应度函数值随着迭代次数增加而变化的曲线,其中图1(a)、图1(b)、图1(c)、图1(f)中,横、纵坐标均为对数取值, PSO算法缺乏跳出局部极值点的机制,对多峰值函数的搜索效果不佳,易出现“早熟”现象. 由上述仿真图可以发现,本文提出的NCPSO算法收敛速度均更快.

## 2.2 NCPSO-BP甜菜产量预测试验

### 2.2.1 监测系统

本次试验选取黑龙江讷河试验田共40块,每块试验田长度为12 m,宽度为4.5 m,每一块试验田用塑料板进行隔离. 讷河市位于北纬  $N 48^\circ 28'55.92''$ ,东经  $E124^\circ 52'38.89''$ ,海拔203.01 m. 该监测系统主要包括四个板块,分别是数据采集、数据传输、数据处理、上传智慧农业平台,其结构图及部分实物图如图2、图3所示. 其中在数据采集模块采用环境监测仪,包括的元器件有太阳能电池板、温湿度传感器、二氧化碳气体传感器、光照强度传感器等. 于2019年7月28日至2019年10月1日间采集的6组数据,分别是空气温度、空气湿度、光照强度、二氧化碳含量、土壤温度以及土壤湿度.

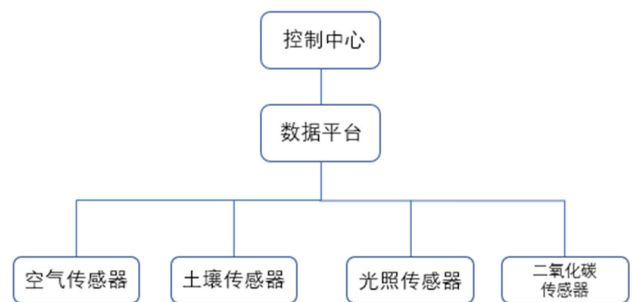


图 2 预测系统图  
Fig 2 Prediction system



图 3 智慧农业—甜菜项目实物图

Fig 3 Physical map of intelligent agriculture-the beet project

2.2.2 实验结果分析

试验中采集到空气温湿度、土壤温湿度、光照强度、二氧化碳浓度共40组样本数据, 其中土壤温湿度采用埋地深25 cm的土壤温湿度传感器进行测量, 平均间隔3 s可获得一组数据, 然后取每天的平均值作为当天的数据, 取7月28日至1月28日的平均值为最终数据, 其中训练数据为30组, 测试数据为10组。

表 3 样数据

Tab 3 Sampling data

| 次数 | 空气温度/°C | 空气湿度/%RH | 土壤温度/°C | 土壤湿度/%RH | 光照强度/Lux | 二氧化碳含量/ppm |
|----|---------|----------|---------|----------|----------|------------|
| 1  | 9.9     | 41.3     | 10.8    | 17.9     | 44 321   | 518        |
| 2  | 4.5     | 71.      | 10.8    | 18.2     | 51 074   | 533        |
| 3  | 4.4     | 77.6     | 11.2    | 18.4     | 52 763   | 533        |
| ⋮  | ⋮       | ⋮        | ⋮       | ⋮        | ⋮        | ⋮          |
| 38 | 16.3    | 37.6     | 16.4    | 19.6     | 64 581   | 550        |
| 39 | 15.4    | 29.3     | 15.6    | 19.9     | 57 828   | 538        |
| 40 | 14.4    | 75.9     | 18.7    | 20.6     | 85 264   | 648        |

在BP网络模型的搭建中, 输入层是对输出层有影响的预测量, 本文甜菜产量预测模型的输入层个数为6, 输出层个数为1. 隐含层个数的确定对预测模型的精确度起着重要作用, 本文通过对比在不同隐含层数量下的训练误差, 来选取隐含层个数4到12进行BP网络训练, 通过8次试验得到结果如表4. 当隐含层个数为8, 此时训练误差为0.196 9, 训练结果最优。

表 4 不同隐含层节点数的网络训练误差

Tab 4 Network training error of node numbers in different implicit layer

| 节点数  | 4       | 5       | 6       | 7       | 8       | 9       | 10      | 11      | 12      |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 训练误差 | 0.272 3 | 0.294 6 | 0.234 6 | 0.204 6 | 0.196 9 | 0.221 0 | 0.364 0 | 0.437 4 | 0.626 3 |

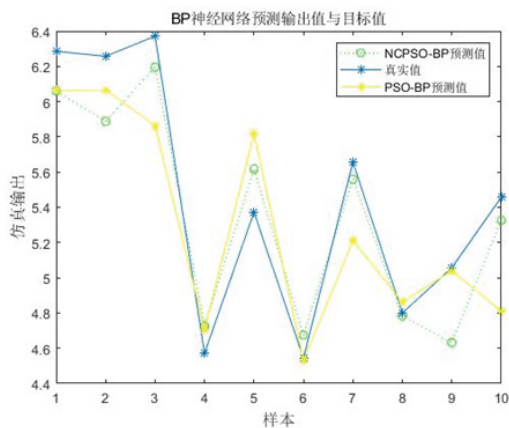


图 4 不同预测模型预测值与真实值对比

Fig 4 Comparison of forecast and real value of different forecast models

图4为两种预测模型预测值与真实值的对比,可看出NCPSO-BP预测模型对甜菜产量的预测数据拟合度更高.表5列出PSO-BP与NCPSO-BP绝对误差的平均值、绝对误差的方差和相对误差的平均值三个指标来评价预测结果.

表 5 预测结果评价对比  
Tab 5 Comparison of forecast results evaluation

| 算法类型     | 绝对误差平均值 | 绝对误差方差  | 相对误差平均值/% |
|----------|---------|---------|-----------|
| PSO-BP   | 0.268 6 | 0.118 4 | 4.74      |
| NCPSO-BP | 0.196 9 | 0.052 6 | 3.59      |

表5中数据未归一化,NCPSO-BP的绝对误差的平均值为0.196 9,相对误差的平均值3.59%比PSO-BP数值小,表明其预测精度、拟合度更高.NCPSO-BP绝对误差方差比PSO-BP预测模型的小,表明NCPSO-BP的预测结果更稳定.综合表明,NCPSO-BP预测模型拥有更好的训练精度和预测效果.

### 3 结论

本文提出一种改进粒子群算法优化BP神经网络的预测模型,应用到甜菜产量预测.

- (1) 优化粒子群算法,引入动态自适应惯性权重增强搜索能力,提高收敛速度;同时使用反向逃逸策略,避免算法陷入局部极值;
- (2) 将改进的粒子群算法与BP预测网络进行结合,建立NCPSO-BP产量预测模型;
- (3) 试验表明,NCPSO-BP预测模型其最优预测结果的相对误差平均值3.59%,绝对误差平均值0.196 9与PSO-BP相比均有所下降,表明NCPSO-BP预测模型在甜菜产量预测方面具有更好的适用性;
- (4) 在当年甜菜收获季节,采用智慧农业控制灌溉水以及施肥量,实现产量增长50%.

### 参考文献:

- [1] 彭小燕,木泰华,孙红男,等.超高压处理对甜苹果胶结构及乳化特性的影响[J].中国农业科学,2015,48(7):1405-1414.  
PENG X Y, MU T H, SUN H N, et al. Effects of high hydrostatic pressure on the structural and emulsifying properties of sugar beet pectin[J]. Chinese Agricultural Science, 2015, 48(7): 1405-1414. (in Chinese)
- [2] 宗宸生,郑焕霞,王林山,等.改进粒子群优化BP神经网络粮食产量预测模型[J].计算机系统应用,2018,27(12):206-211.  
ZONG C S, ZHENG H X, WANG L S, et al. Improved particle swarm optimization BP neural network grain yield prediction model[J]. Computer System Application, 2018, 27(12): 206-211. (in Chinese)
- [3] 胡克满,胡海燕.基于灰色神经网络的茶叶产量预测算法[J].浙江农业科学,2019,60(4):577-579+583.  
HU K M, HU H Y. Tea yield prediction algorithm based on grey neural network[J]. Zhejiang Agricultural Science, 2019, 60(4): 577-579+583. (in Chinese)
- [4] SHU W N, ZHENG S J. Parallel genetic simulated annealing hybrid algorithm for task scheduling[J]. Wuhan University Journal of Natural Sciences, 2006, 11(5): 1378-1382.
- [5] 宰松梅,郭冬冬,韩启彪,等.基于人工神经网络理论的土壤水分预测研究[J].中国农学通报,2011,27(8):280-283.  
ZAI S M, GUO D D, HAN Q B, et al. Soil moisture prediction based on artificial neural network theory[J]. China agricultural science bulletin, 2011, 27(8): 280-283. (in Chinese)
- [6] 张立彬,应建阳,陈教料,等.基于IPSO-SA算法的温室番茄产量预测方法[J].浙江工业大学学报,2019(5):527-533.  
ZAHNG L B, YING J Y, CHEN J L, et al. Prediction method of greenhouse tomato yield based on ipso-saalgorithm[J]. Journal of Zhejiang University of Technology, 2019(5): 527-533. (in Chinese)
- [7] 杨文忠,张志豪,柴亚闯,等.基于GBRT模型的交通事故预测[J].新疆大学学报(自然科学版)(中英文),2020,37(1):36-43.  
YANG W Z, ZHANG Z H, CHAI Y C, et al. Traffic accident prediction based on GBRT model[J]. Journal of Xinjiang University (Natural Science Edition in Chinese and English), 2020, 37(1): 36-43. (in Chinese)
- [8] 袁亮,郑爽,买买提江·卡斯木,等.基于特征融合粒子滤波的神经丝自动跟踪[J].新疆大学学报(自然科学版),2018,35(1):66-72.  
YUAN L, ZHENG S, KASIMU M, et al. Neural filaments automatic tracking based on feature fusion particle filter[J]. Journal of Xinjiang University (Natural Science Edition), 2018, 35(1): 66-72. (in Chinese)

责任编辑:闫新云