



智慧农业(中英文)
Smart Agriculture
ISSN 2096-8094,CN 10-1681/S

《智慧农业(中英文)》网络首发论文

题目: 蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型构建方法及性能测试
作者: 李华龙, 李淼, 詹凯, 刘先旺, 杨选将, 胡泽林, 郭盼盼
收稿日期: 2020-03-02
网络首发日期: 2020-10-22
引用格式: 李华龙, 李淼, 詹凯, 刘先旺, 杨选将, 胡泽林, 郭盼盼. 蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型构建方法及性能测试[J/OL]. 智慧农业(中英文).
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1681.s.20201021.1323.002.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

doi: 10.12133/j.smartag.2020.2.3.202003-SA010

蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型 构建方法及性能测试

李华龙¹, 李 森^{1*}, 詹 凯^{2*}, 刘先旺¹, 杨选将¹, 胡泽林¹, 郭盼盼¹

(1. 中国科学院合肥物质科学研究院 智能机械研究所, 安徽合肥 230031; 2. 安徽省农业科学院 畜牧与兽医研究所, 安徽合肥 230031)

摘 要: 蛋鸡设施养殖环境质量对蛋鸡的健康生长和生产性能的提升至关重要。蛋鸡养殖环境是多环境因子相互影响制约的复杂非线性系统, 凭借单一的养殖环境参数难以对环境质量做出准确有效的评价。针对上述问题, 本研究综合蛋鸡设施养殖环境的温度、湿度、光照强度、氨气浓度等多个环境影响因子, 在布谷鸟搜索算法优化神经网络(CS-BP)预测模型的基础上, 构建了改进的CS-BP的蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型。将构建的改进CS-BP预测模型与BP神经网络、遗传算法优化BP神经网络(GA-BP)、粒子群算法优化BP神经网络(POS-BP)三种深度学习方法进行性能参数分析对比, 结果表明: 改进CS-BP评价预测模型的平均绝对误差(MAE)、平均相对误差(MAPE)和决定系数(R^2)分别为0.0865、0.0159和0.8569, 其各项指标性能均优于上述三种对比模型, 该模型具有较强的模型泛化能力和较高的预测精度。对改进CS-BP的蛋鸡设施养殖环境质量评价模型进行测试, 其分类准确率达0.9333以上。本研究构建的模型可以为蛋鸡设施养殖环境质量提供更加全面有效的科学评价, 对实现蛋鸡生产环境的最优控制, 促进蛋鸡生产性能的提升具有重要意义。

关键词: 蛋鸡设施养殖; 环境质量评价; 布谷鸟搜索算法优化神经网络(CS-BP); 遗传算法优化BP神经网络(GA-BP); 粒子群算法优化BP神经网络(POS-BP); 深度学习; 多环境因子

中图分类号: TP183; S818.5

文献标志码: A

文章编号: 202003-SA010



1 引言

蛋鸡设施养殖环境质量已经成为影响中国蛋鸡养殖业健康快速发展的重要因素。优良的蛋鸡养殖环境可以促进蛋鸡健康生长, 减少病死率,

提高蛋鸡的产蛋率。因此, 对蛋鸡养殖环境质量进行科学有效评价, 对于实现蛋鸡生产环境的最优控制具有重要意义^[1-3]。然而蛋鸡设施养殖环境是多个环境因素相互影响、相互耦合制约形成

收稿日期: 2020-03-02 修订日期: 2020-08-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(31902205); 安徽省重点研发计划(201904a06020041)

作者简介: 李华龙(1984—), 男, 博士, 助理研究员, 研究方向为畜禽养殖环境控制技术与应用。E-mail: hlli@iim.ac.cn。

*通讯作者: 1. 李 森(1955—), 女, 研究员, 研究方向为农业信息技术研究与应用。电话: 13955132281。E-mail: mli@iim.ac.cn;

2. 詹 凯(1968—), 男, 研究员, 研究方向为蛋鸡生产与环境控制。电话: 13966677476。E-mail: zhankai633@126.com。

复杂的、非线性的系统。依靠单一的养殖环境参数难以对蛋鸡设施养殖环境适宜做出准确有效评价。如何实现多环境因子共同作用下的蛋鸡设施养殖环境质量合理评价是中国现阶段蛋鸡设施养殖过程中亟需解决的问题^[4-6]。

周可嘉^[7]利用主成分分析法得出冬春季超大规模鸡舍环境综合评价指数,作为鸡舍环境综合评价依据。但主成分分析法对复杂函数的表达能力有限,会因降维导致样本信息的丢失,影响鸡舍多因子耦合环境质量评价的准确性。谢秋菊等^[8]提出了基于模糊集理论的猪舍多环境因子适宜性综合评价方法,发现该方法比单一环境因素的评价更加全面,但是需要根据相关专家经验来确定各环境因子权重,存在一定的主观性。Basak等^[9]利用多元线性回归算法,构建了猪只体温与猪舍环境温湿度关联关系模型,模型的决定系数 R^2 达0.72以上。陈冲等^[10]提出了基于变尺度混沌布谷鸟算法优化混合核最小二乘支持向量回归机的哺乳母猪舍环境舒适度评价预测模型MSCCS-LSSVR,相比于传统的最小二乘支持向量回归模型,该模型平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)为0.0611,具有更高的预测精度。随着人工智能技术在畜牧养殖业的不断应用发展,国内外相关学者逐渐将深度学习算法中的浅层人工神经网络算法用来挖掘畜禽养殖领域中非线性关联关系问题^[11-13]。Ramirez-Morales等^[14]利用人工神经网络构建了蛋鸡产蛋异常预测模型,该模型对蛋鸡下蛋异常行为的预测准确率达0.9896,可以作为自动辅助监测手段,提高蛋鸡生产系统的预防能力。Yakubu等^[15]分别利用人工神经网络与自动线性预测模型对萨索母鸡热应激指数进行预测,发现利用人工神经网络构建的萨索母鸡热应激指数预测模型性能($RMSE = 0.04806$)优于利用自动线性建模方法构建的萨索母鸡热应激指数预测模型($RMSE = 0.05168$)。李若飞等^[16]通过检测中小型养殖场及农户鸡舍环境中细菌总数、大肠杆菌数和小气候部分因素,建立BP(Back Propagation)神经

网络模型评价同期鸡群发病率、死亡率及亚健康状态,结果表明对检验样本的模拟输出与期望输出的误差均在10%左右,其构建的预测模型性能有待进一步提升。

布谷鸟搜索算法(Cuckoo Search, CS)是一种新型的元启发式搜索算法,通过模拟布谷鸟的寄生育雏行为,有效求解最优化问题。该算法寻优过程简单,能够很好地协调全局搜索和局部搜索。利用该算法来优化BP神经网络的权值和阈值,可提高整个神经网络的精度和速度。本研究在布谷鸟搜索算法优化神经网络(CS-BP)的基础上,提出了一种基于改进布谷鸟搜索算法优化神经网络的蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型,该模型在CS进行全局搜索的过程中,加入BP神经网络的梯度下降法,可有效避免BP神经网络容易陷入局部最小值的缺陷,使得算法的局部搜索能力得到挖掘,收敛速度进一步提升,使得到的权值和阈值更优,进而实现对蛋鸡设施养殖环境质量的有效评价。

2 蛋鸡设施环境质量评价预测模型构建方法

本研究提出的基于改进CS-BP预测模型构建方法是在基于CS-BP预测模型构建方法的基础上完成的,下面详细介绍基于CS-BP预测模型构建方法和基于改进的CS-BP模型构建方法。

2.1 基于CS-BP预测模型构建

基于CS-BP的蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型构建方法流程如图1所示。其构建思路是首先构建BP神经网络结构,然后将神经网络的权值和阈值带入CS中,作为需要优化训练的鸟巢,将BP网络训练误差作为适应度值,通过位置更新、计算适应度等操作,模拟布谷鸟繁殖和莱维飞行(Lévy Flight)等行为,利用CS在给定空间范围内全局搜索最优的鸟巢,作为BP神经网络的最优权值和阈值,再将得出的搜索结果赋予BP神经网络进行训练,最终输出预测

结果^[17]。

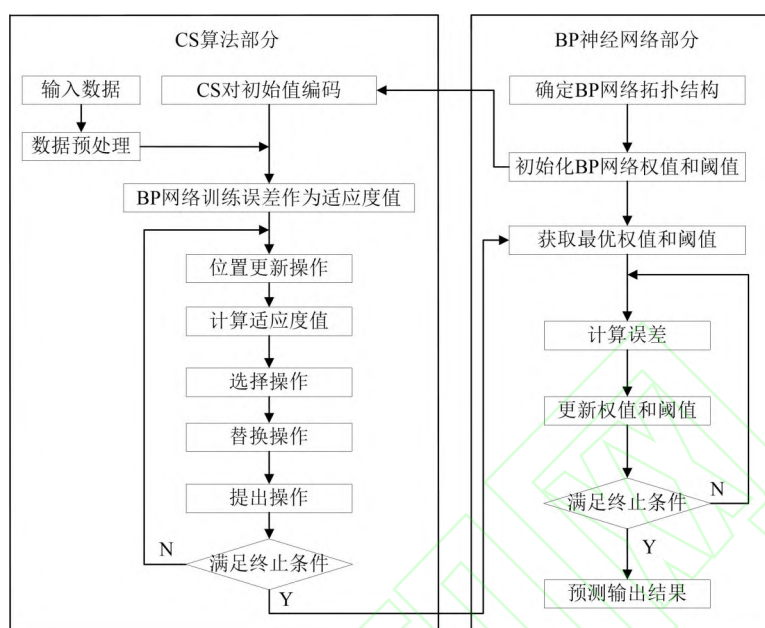


图1 基于CS-BP的蛋鸡设施环境质量评价预测模型构建流程图

Fig. 1 Flow chart of laying hens facility breeding environmental quality evaluation and prediction model based on CS-BP neural network

基于CS-BP的蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型分为以下环节。

(1) 构建BP神经网络基本拓扑结构。BP神经网络拓扑结构模型如图2所示，本研究试验采集了蛋鸡设施养殖环境温度、湿度、光照强度、氨气浓度共4种环境因子，所以设置BP网络的输入层节点数为4。环境质量评价预测模型的目标输出设计是环境质量等级，因此设置BP神经网络的输出层节点数为1。针对BP神经网络的隐含层设置数目问题，需要考虑如果过多的隐含层节点数会花费更多的模型训练时间，并且网络容易出现过拟合现象。而如果节点数太少，网络就得不到充分学习，影响模型预测精度。因此，BP神经网络预测精度与隐层节点数关系密切。本研究根据隐含层节点选择参考公式，并经过多次实验，最终确定最佳隐含层节点数为8个。最佳隐含层节点数的选择参考公式为：

$$I = \sqrt{M + J} + a \quad (1)$$

其中， I 表示隐含层节点数，个； M 表示输

入层节点数，个； J 表示输出层节点数，个； a 表示0至10之间的常数。

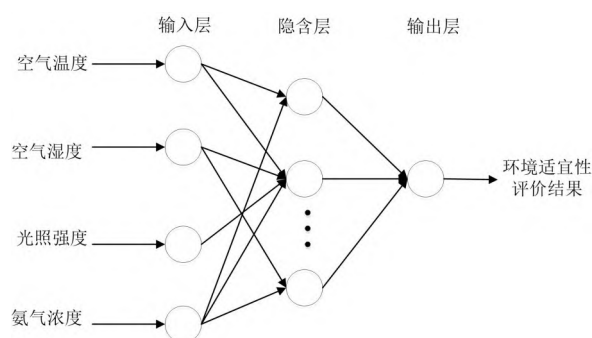


图2 BP神经网络基本拓扑结构图

Fig. 2 Basic topological structure of BP neural network

(2) 利用CS-BP确立BP神经网络最优的权值和阈值。首先，对BP神经网络随机产生的权值和阈值进行编码，把编码后的权值和阈值作为布谷鸟的鸟巢。为了找到当前最优的鸟巢位置，需要利用适宜度函数进行计算，对鸟巢位置进行Lévy飞行展开搜索并更新。然后依据适宜度函数对更新过后的鸟巢计算其适宜度值。将更新后

的鸟巢适宜度值与上一代的鸟巢适宜度值进行对比, 如果更新后的鸟巢适宜度值大于上一代的鸟巢适宜度值, 那么就将现在的鸟巢位置代替上一代的鸟巢位置; 否则上一代鸟巢的位置保持不变。紧接着, 比较产生的随机数 k 和“布谷鸟”下的“蛋”被发现的概率 Pa 的大小, 如果 $k > Pa$, 那么就对鸟巢的位置进行更新, 否则不更新之前的鸟巢位置。然后, 比较更新后的鸟巢适宜度值和上一代的鸟巢适宜度值的大小, 如果更新后的鸟巢适宜度值大于上一代的鸟巢适宜度值, 那么就将现在的鸟巢位置代替上一代的鸟巢位置; 如果更新后的鸟巢适宜度值小于上一代的鸟巢适宜度值, 则上一代鸟巢的位置保持不变。直到满足最大迭代次数或终止条件, 最终确立最优鸟巢位置, 并对其进行反编码得出最优的BP神经网络的权值和阈值。

(3) 将最优的权值和阈值返回BP神经网络进行模型预测评价。将最优的权值和阈值返回BP神经网络, 然后利用梯度下降法进行模型训练, 最终得到基于CS-BP的蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型。

2.2 基于改进CS-BP预测模型构建

基于改进CS-BP的蛋鸡设施环境质量评价预测模型构建即在上述CS-BP预测模型中的CS进行全局搜索的过程中, 加入BP神经网络的梯度下降法, 使得算法的局部搜索能力得到挖掘, 收敛速度也可以进一步提升。首先对算法参数进行初始化, 产生 n 个“鸟巢”, 然后依据适宜度函数对“鸟巢”计算其适宜度值, 并根据计算得出的鸟巢适宜度值的好坏对鸟巢进行划分。对于适宜度值较低的鸟巢, 在CS中进行Lévy飞行展开搜索并更新; 而对于适宜度值较高的鸟巢, 则利用BP神经网络的梯度下降法进行局部搜索。通过这种方式, 一方面使得布谷鸟算法的全局搜索能力得到了充分发挥, 另一方面, 也提升了算法的局部搜索性能, 对算法的收敛速度也起到了一定的加速作用^[18,19]。

该算法的伪代码为:

```

1: begin
2: 目标函数  $f(x)$ ,  $x = (x_1, \dots, x_d)^T$ 
   初始化种群的  $n$  个鸟巢  $x_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ )
3: while ( $t < \text{最大迭代次数}$ ) or (算法终止规则)
4:   for 劣解种群中的解 do
5:     对  $x_i$  执行 Lévy 飞行并产生新解  $x_{new,i}$ 
6:      $x_i \rightarrow x_{new,i}$ 
7:      $f_i \rightarrow f_{new,i}$ 
8:   end for
9:   for 优解种群中的解 do
10:    对  $x_j$  执行梯度下降并产生新解  $x_{new,j}$ 
11:     $x_j \rightarrow x_{new,j}$ 
12:     $f_j \rightarrow f_{new,j}$ 
13:   end for
   部分劣解 ( $Pa$ ) 被丢弃并产生新解
   寻找种群中最优解
14: end while
   输出最优解
   将最优解做为BP神经网络初始权值阈值
   输出网络模型 net 及误差值
15: end

```

3 CS-BP 预测模型性能试验设计

为验证改进CS-BP预测模型性能, 设计了模型验证试验数据采集方案, 具体如下。

3.1 试验数据采集

通过研制的分布式蛋鸡设施养殖环境智能监控系统, 在安徽安庆某规模化蛋鸡养殖场开展蛋鸡设施养殖环境数据采集实验, 获取海兰褐壳蛋鸡产蛋期的温度、湿度、光照、氨气四种养殖环境参数数据^[20]。系统选用的温度传感器型号为CG-01 (合肥恒孚电子科技有限公司生产), 温度测量范围: $-40\text{ }^{\circ}\text{C} \sim +85\text{ }^{\circ}\text{C}$, 测量精度: $\pm 0.3\text{ }^{\circ}\text{C}$; 湿度测量范围: $5\% \sim 95\%$, 测量精度: $\pm 2\%$; 光照测量范围: $0 \sim 100\text{ lx}$, 测量精度: $\pm 1\text{ lx}$ 。氨气传感器为型号为TM-AQ (邯郸市益盟电子有限公司生产), 测量范围: $0 \sim 100\text{ mg/m}^3$; 测量精度: $\pm 1\text{ mg/m}^3$ 。所有传感器出厂都已标定。

3.2 监测点布置

试验开展时间为2017年6月1日至2018年5月30日。设置系统的采样周期为10 min/次, 实时采集鸡舍环境温度、湿度、光照强度、氨气浓度数据。鸡舍内部不同位置各监测点分布如图3所示, 分别测定4个过道上的纵向监测点依次在距湿帘端13、39和65 m处, 每个过道的横向监测点高度为距地面1.5 m。

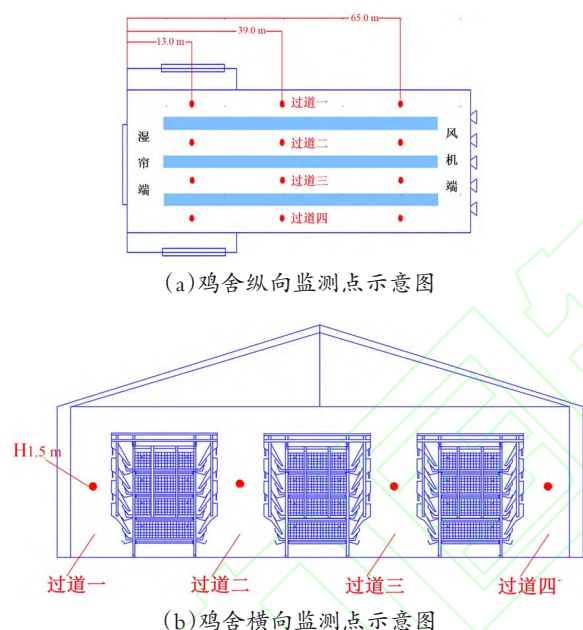


图3 蛋鸡设施养殖环境监测布点

Fig.3 Environmental monitoring points for laying hens facility breeding environment

3.3 环境质量等级划分

根据农业农村部制定的《畜禽场环境质量标

准》(NY/T 388-1999)和相关文献调研,并结合实际蛋鸡产蛋量分析实验表明^[13,21-23],蛋鸡养殖环境适宜参数范围如下:温度为20~25℃,湿度为60%~70%,光照强度为28~30 lx,氨气浓度<15 mg/m³,并据此设定5个蛋鸡设施养殖环境质量等级,如表1所示。

以2017年12月1日至2018年2月28日冬季期间的采集鸡舍环境温度、湿度、光照强度、氨气浓度数据作为预测模型的输入数据,以质量评价等级作为模型的输出数据。选取1200个数据样本(每个质量等级含240个),按交叉验证的思想,将样本以3:1的比例划分为900个训练样本和300个测试样本。部分试验数据如表2所示。

在构建基于改进CS-BP的蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型时,为避免因为模型输入的蛋鸡养殖环境数据和输出的养殖环境适宜度评价等级数据之间数量级差别较大可能会引起预测模型的误差,因此采用MATLAB自带函数mapmin-max对输入预测评价模型的各参数进行了归一化处理,以消除数据之间的数量级差别。

3.4 评价模型对比

为验证改进CS-BP预测模型性能,设计了基于改进CS-BP的预测模型与基于CS-BP的预测模型、基于BP神经网络、遗传算法优化BP神经网络(Genetic Algorithm Optimized BP Neural Network, GA-BP),以及粒子群算法优化BP神经网络(Particle Swarm Optimization BP Neural Network, POS-BP)的预测模型性能参数对比试验。

表1 蛋鸡设施养殖环境质量等级划分表

Table 1 Classification of environmental suitability of laying hens facility breeding environment

质量评价等级	温度/℃	湿度/%	光照强度/lx	NH ₃ 浓度/(mg·m ⁻³)
5级(优)	20~25	60~70	28~30	<15
4级(良)	18~20或25~26	55~60或70~75	20~28或30~35	15~17
3级(一般)	14~18或26~27	50~55或75~78	15~20或35~40	17~18
2级(差)	10~14或27~30	40~50或78~80	10~15或40~50	18~25
1级(极差)	<10或>30	<40或>80	<10或>50	>25

表2 部分试验数据
Table 2 Part of experimental data

温度/°C	湿度/%	光照强度/lx	NH ₃ 浓度/(mg·m ⁻³)	质量评价等级
14.3	54	19	18	3
9.2	39	63	26	1
9.8	37	51	28	1
18.8	58	27	15	4
19.5	58	28	16	4
22.3	61	29	10	5
19.4	58	21	16	4
14.7	50	19	17	3
19.6	58	29	16	4
18.3	57	22	17	4

并利用 R^2 、 MAE 和平均相对误差 (Mean Absolute Percentage Error, $MAPE$) 来评价模型性能。评价指标计算公式如下。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - d_i| \quad (2)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - d_i|}{d_i} \quad (3)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - d_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (4)$$

其中, N 表示样本个数; y_i 表示预测值; d_i 表示真实值; \bar{y} 表示真实值的均值。 R^2 越大越好, $MAPE$ 和 MAE 值则越小越好。

考虑到智能优化算法搜索机制的随机性, 所有试验均重复 10 次, 所有模型测试训练用计算机配置为: CPU 双核 2.8 GHz, RAM 8.00 GB。操作系统为 Windows 10, 测试训练软件为 Matlab 2014b。

4 预测模型性能参数对比测试

4.1 基于改进 CS-BP 的预测模型与其他预测模型性能参数对比

4.1.1 基于 CS-BP 的预测模型

通过多次不同模型参数设置试验结果, 按照最优参数原则, 设置最优的 CS 算法参数如下: 20 个鸟巢, $Pa = 0.25$ 。设置算法的最大迭代次数为 100, 在搜索过程中, 如果迭代次数等于 50,

则搜索过程结束。基于改进 CS-BP 算法和基于 CS-BP 算法的蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型的 10 次运行结果都比较好, $MAPE$ 和 MAE 都比较低, R^2 较高, 没有拟合效果非常差的情况出现, 说明这两种算法都很好地克服了陷入局部最优的缺陷。从表 3 和表 4 可以看出, 对比 10 次试验结果来看, 基于改进 CS-BP 的预测模型的整体拟合效果更好一点, 预测准确度更高。

表3 基于CS-BP的预测模型的试验结果
Table 3 Experimental results of prediction model based on CS-BP neural network

试验号	MAE	$MAPE$	R^2
1	0.9113	0.0181	0.8116
2	0.9120	0.0175	0.8324
3	0.9131	0.0178	0.8231
4	0.9253	0.0188	0.7980
5	0.8929	0.0172	0.8449
6	0.9011	0.0177	0.8246
7	0.8744	0.0169	0.8564
8	0.8913	0.0171	0.8392
9	0.7913	0.0153	0.8793
10	0.9103	0.0186	0.8160
平均值	0.8923	0.0175	0.8326

表4 基于改进CS-BP的预测模型的实验结果
Table 4 Experimental results of prediction model based on improved CS-BP neural network

试验号	MAE	$MAPE$	R^2
1	0.9394	0.0184	0.8300
2	0.8091	0.0159	0.8616
3	0.8714	0.0171	0.8559
4	0.7825	0.0155	0.8869
5	0.9020	0.0177	0.8261
6	0.8913	0.0170	0.8416
7	0.9124	0.0175	0.8430
8	0.9129	0.0179	0.8364
9	0.9031	0.0180	0.8551
10	0.7710	0.0151	0.8796
平均值	0.8695	0.0170	0.8512

试验得到基于 CS-BP 的预测模型的输入层到中间层的权值 A 、中间层各神经元的阈值 H 、中间层到输出层的权值 G 和输出层各神经元的阈值 T 分别为:

$$A = \begin{bmatrix} -0.3865 & 5.3957 & 0.6455 & -1.1530 \\ -18.6362 & 4.5176 & -19.4236 & 8.0035 \\ -1.2647 & -0.2138 & 12.8388 & -1.0024 \\ 7.3227 & -5.0106 & -6.3765 & -11.9385 \\ 36.5706 & 0.2790 & 1.0337 & 1.3448 \\ 2.2920 & -2.0393 & 2.1055 & -0.3676 \\ 3.0281 & -9.6034 & -20.7923 & -1.2807 \\ -6.5683 & 15.9069 & -15.4282 & 14.3934 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$H = \begin{bmatrix} -0.4990 & -0.2367 & 0.1554 & -0.1557 \\ 0.3343 & -0.5677 & 0.1168 & -0.1356 \end{bmatrix}^T \quad (6)$$

$$G = \begin{bmatrix} 0.6326 & 2.7807 & 12.9244 & 1.5572 \\ -2.7080 & 0.1159 & -6.6028 & 0.4050 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$T = -0.2600 \quad (8)$$

试验得到基于改进CS-BP的预测模型的输入层到中间层的权值 A 、中间层各神经元的阈值 H 、中间层到输出层的权值 G 和输出层各神经元的阈值 T 分别为:

$$A = \begin{bmatrix} -21.8032 & 0.3732 & -1.0726 & -0.5265 \\ -8.6538 & 15.6372 & -5.6426 & 9.1506 \\ -4.4182 & 7.9948 & -11.7535 & 8.1280 \\ -2.6153 & 3.3783 & 0.8559 & 2.4124 \\ -0.5791 & 6.7348 & -0.3247 & -2.5230 \\ 13.5877 & -2.6859 & 8.2842 & -6.9278 \\ 2.1385 & -4.5335 & -2.1241 & 1.1305 \\ 4.8784 & -10.8113 & 15.3746 & -8.9102 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$H = \begin{bmatrix} -0.3453 & 0.1835 & -0.8692 & 0.6111 \\ -0.3916 & -0.1055 & 0.5961 & -0.7412 \end{bmatrix}^T \quad (10)$$

$$G = \begin{bmatrix} 1.3442 & 1.4486 & -0.9418 & 0.9411 \\ 0.1849 & 0.9729 & -1.6614 & 2.2703 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$T = -0.2179 \quad (12)$$

4.1.2 基于BP、GA-BP、PSO-BP的预测模型

设置BP神经网络为三层网络,其迭代次数为100,并且将学习率参数设置为0.1。分别用BP、PSO-BP和GA-BP进行预测模型测试。多次不同模型参数设置试验结果按照最优参数原则,选取最优的模型参数,分别设置PSO算法参数:种群规模为20,并且设置最大迭代次数为50, $c1 = c2 = 1.49445$ 。设置GA算法的参数:交叉概率为0.2,且变异概率为0.1。GA算法和PSO算法的种群个数和最大进化次数设置相同。基于BP、GA-BP、PSO-BP和改进CS-PS的蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型的实验预测误差分别如图4~7所示。

从图4~7可以直观看出,相比与BP、GA-BP、POS-BP预测模型,改进CS-BP预测模型得出的预测值与实际值的一致性最好,预测准确性最高。四种蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型的性能分析结果如表5所示。

通过表5的数据分析可知,上述四种预测模型中,基于改进CS-BP的蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型的MAPE为0.0159,其MAE为

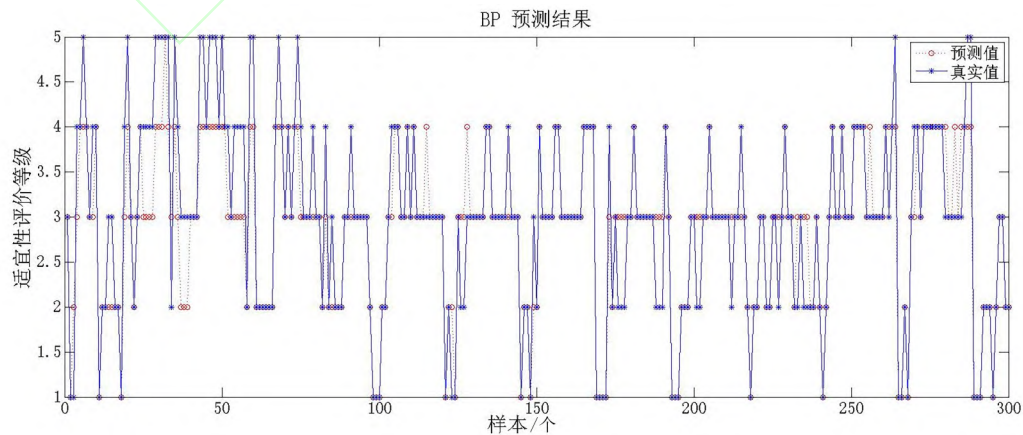


图4 基于BP的蛋鸡设施养殖环境质量预测评价结果输出

Fig.4 Prediction and evaluation results of environmental suitability of laying hens facility breeding environment based on BP

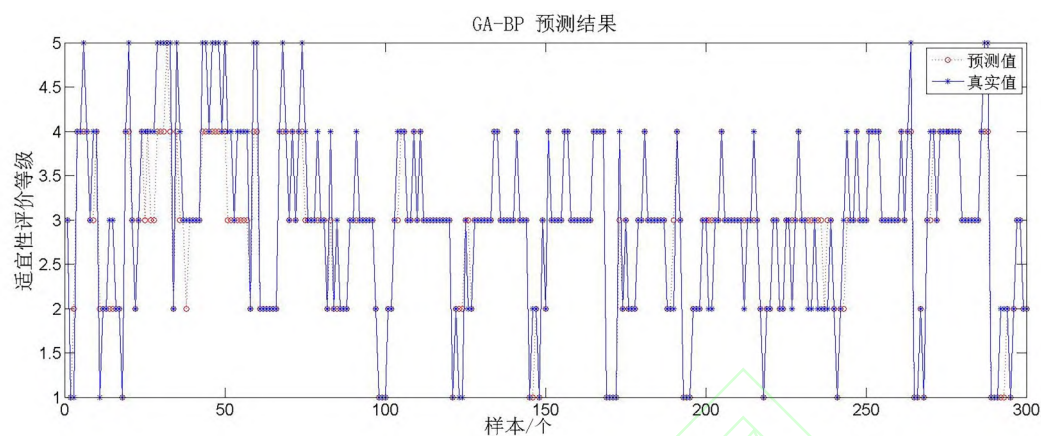


图5 基于GA-BP的蛋鸡设施养殖环境质量预测评价结果输出

Fig. 5 Prediction and evaluation results of environmental suitability of laying hens facility breeding environment based on GA-BP

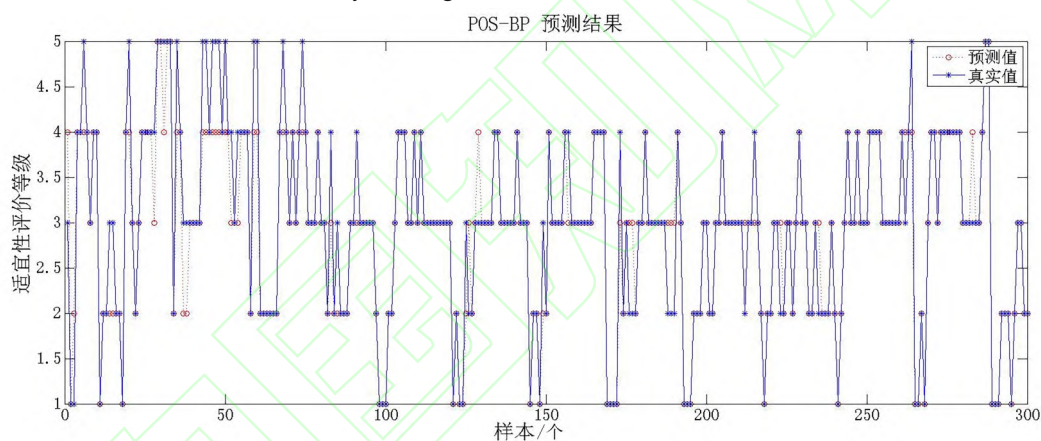


图6 基于PSO-BP的蛋鸡设施养殖环境质量预测评价结果输出

Fig.6 Prediction and evaluation results of environmental suitability of laying hens facility breeding environment based on POS-BP

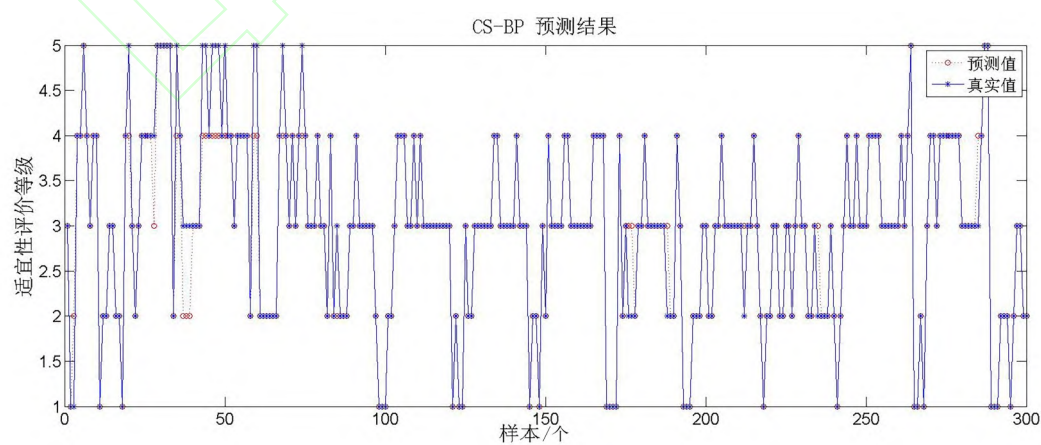


图7 基于改进CS-BP的蛋鸡设施养殖环境质量预测评价结果输出

Fig.7 Prediction and evaluation results of environmental suitability of laying hens facility breeding environment based on improved CS-BP

表5 四种蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型的性能分析

Table 5 Performance analysis results of the four hens breeding facility environmental quality evaluation prediction model

指标	BP	GA-BP	PSO-BP	改进 CS-BP
MAE	0.1701	0.1100	0.0913	0.0865
MAPE	0.0421	0.0301	0.0165	0.0159
R ²	0.7125	0.7911	0.8316	0.8569

0.0865。与其他三种方法相比, 基于改进 CS-BP 的蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型性能最优。

4.2 基于改进 CS-BP 的预测模型的分类评价准确率测试

采用 300 组环境参数作为测试集, 其中每种环境质量数据各 60 组, 对改进 CS-BP 的蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型进行测试, 以其分类准确率(预测正确的样本数占总样本总数的百分比)作为模型性能评价指标, 得出其分类准确率如表 6 所示。

表6 蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型测试结果

Table 6 Test results of environmental suitability prediction model of laying hens facility breeding environment

环境质量等级	样本总数/个	分类正确样本数/个	分类错误样本数/个	准确率
1	60	57	3	0.9500
2	60	56	4	0.9333
3	60	57	3	0.9500
4	60	58	2	0.9667
5	60	56	4	0.9333

由表 6 可知, 基于改进 CS-BP 神经网络的蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型对各类环境质量的分类准确率均在 93% 以上, 表明该模型具有较强的模型泛化能力和较高的测试精度, 可以为蛋鸡设施养殖环境质量提供更加全面有效的科学评价依据。

5 结论

本研究针对多因子共同作用下的蛋鸡设施养

殖环境质量的科学评价问题, 提出基于改进 CS-BP 的蛋鸡设施环境质量评价预测模型, 综合分析蛋鸡设施养殖环境温度、湿度、光照强度、氨气浓度共四种关键环境因子的影响。试验对比分析了该模型与基于 BP、GA-BP、POS-BP 的蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型的性能指标, 得出基于改进 CS-BP 的蛋鸡设施养殖环境质量评价预测模型的各项指标性能均优于其他三种, 且通过该模型对各类环境质量的分类测试, 得到其分类准确率均在 93% 以上, 表明该模型具有较强的模型泛化能力和较高的测试精度, 可以为蛋鸡设施养殖环境质量提供更加全面有效的科学评价, 进而为蛋鸡产蛋性能的提升营造最优的养殖环境。

随着深度学习算法的不断深入研究与应用, 下一步将开展利用如卷积神经网络等先进人工智能算法在畜禽设施养殖环境质量预测模型研究, 以期获得更好的模型预测精度。

参考文献:

- [1] 李保明, 王阳, 郑炜超. 我国规模化养鸡环境控制技术的最新进展[J]. 中国家禽, 2019, 41(9): 1-7.
LI B, WANG Y, ZHENG W. Advances in environment control technology of poultry in China[J]. China Poultry, 2019, 41(9): 1-7.
- [2] 滕光辉. 畜禽设施精细养殖中信息感知与环境调控综述[J]. 智慧农业, 2019, 1(3): 1-12.
TENG G. Information sensing and environment control of precision facility livestock and poultry farming[J]. Smart Agriculture, 2019, 1(3): 1-12.
- [3] 赵一广, 杨亮, 郑姗姗, 等. 家畜智能养殖设备和饲喂技术应用研究现状与发展趋势[J]. 智慧农业, 2019, 1(1): 20-31.
ZHAO Y, YANG L, ZHENG S, et al. Advances in the development and applications of intelligent equipment and feeding technology for livestock production[J]. Smart Agriculture, 2019, 1(1): 20-31.
- [4] KUANG W, LIU H, YAO Y, et al. The monitoring and analysis of cascade cage laying house environmental quality and laying performance[J]. China Poultry, 2017, 39(1): 64-65.
- [5] 左玲玲. 我国生猪生产发展政策措施[J]. 兽医导刊,

- 2017(7): 17-18.
- ZUO L. Policy measures for the development of pig production in China[J]. *Veterinary Orientation*, 2017 (7): 17-18.
- [6] XIN H, GATES R S, GREEN A R, et al. Environmental impacts and sustainability of egg production systems[J]. *Poultry Science*, 2011, 90 (1): 263-277.
- [7] 周可嘉. 现代化超大规模蛋鸡舍冬春季环境参数控制综合评价研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2014.
- ZHOU K. Comprehensive evaluation of environmental parameters control in winter and spring in modern super large scale layer house[D]. Yangling: Northwest Agricultural and Forestry University, 2014.
- [8] 谢秋菊, 苏中滨, NI J, 等. 猪舍环境适宜性模糊综合评价[J]. *农业工程学报*, 2016, 23(16): 198-205.
- XIE Q, SU Z, NI J, et al. Fuzzy synthetic assessment of swine house environmental adaptability[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 23(16): 198-205.
- [9] BASAK J K, ARULMOZHI E, KHAN F, et al. Modeling of ambient environment and thermal status relationship of pig's body in a pig barn[J]. *Indian Journal of Animal Research*. 2020, 54(8): 1049-1054.
- [10] 陈冲, 刘星桥, 刘超吉, 等. 哺乳母猪舍环境舒适度评价预测模型优化[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(8): 311-319.
- CHEN C, LIU X, LIU C, et al. Optimization of evaluation and prediction model of environmental comfort in lactating sow house[J]. *Transactions of the CSAM*, 2020, 51(8): 311-319.
- [11] KARADURMUS E, CESMECI M, YUCEER M. An artificial neural network model for the effects of chicken manure on ground water[J]. *Applied Soft Computing*, 2012, 12: 494-497.
- [12] 陈伟宏, 安吉尧, 李仁发, 等. 深度学习认知计算综述[J]. *自动化学报*, 2017, 43(11): 1886-1897.
- CHEN W, AN J, LI R, et al. Review on deep-learning-based cognitive computing[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(11): 1886-1897.
- [13] MIRZAEI-GHALEH, OMID M, KEYHANI A, et al. Comparison of fuzzy and on/off controllers for winter season indoor climate management in a model poultry house[J]. *Computer and Electronics in Agriculture*, 2015, 110: 187-195.
- [14] RAMIREZ-MORALES I, FERNANDEZ-BLANCO E, RIVERO D. Automated early detection of drops in commercial egg production using neural networks[J]. *British Poultry Science*, 2017, 58(6): 739-747.
- [15] YAKUBU A, OLUERMI OIA, EKPO EI. Predicting heat stress index in Sasso hens using automatic linear modelling and artificial neural network[J]. *International Journal of Biometeorology*, 2018, 62(7): 1181-1186.
- [16] 李若飞, 魏萍, 敖长林, 等. 鸡舍环境细菌的神经网络模型相关分析[J]. *现代畜牧兽医*, 2009(6): 65-68.
- LI R, WEI P, AO C, et al. Neural network model correlation analysis of environmental bacteria in chicken house[J]. *Modern Journal of Animal Husbandry and Veterinary Medicine*, 2009(6): 65-68.
- [17] 易姣红. 基于布谷鸟搜索算法优化神经网络的研究[D]. 长沙: 长沙理工大学, 2014.
- YI J. Research on BP neural network optimization by cuckoo search algorithm[D]. Changsha: Changsha University of Science and Technology, 2014.
- [18] SHARMA V, KUMAR R. A cooperative network framework for multi-UAV guided ground Ad Hoc networks[J]. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*. 2015, 77(3/4): 629-652.
- [19] 刘先旺, 李华龙, 李森, 等. 基于CS和BP的鸡舍环境与产蛋性能关系模型研究[J]. *江苏农业科学*, 2019, 47(11): 267-270.
- LIU X, LI H, LI M, et al. Study on the relationship model between the environment of chicken house and egg laying performance based on CS and BP[J]. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2019, 47(11): 267-270.
- [20] 李华龙, 李森, 詹凯, 等. 基于物联网的层叠式鸡舍环境智能监控系统[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(S2): 210-215.
- LI H, LI M, ZHAN K, et al. Intelligent monitoring system for laminated henhouse based on Internet of Things[J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(S2): 210-215.
- [21] 中华人民共和国农业部. 畜禽场环境质量标准: NY/T 388-1999[S]. 北京: 中国标准出版社, 2000.
- Ministry of Agriculture of the People's Republic of China. Environmental quality standards for livestock farms: NY / T 388-1999[S]. Beijing: Standards Press of China, 2000.
- [22] 王阳, 石海鹏, 王雅韬, 等. 侧墙进风小窗位置对蛋鸡舍内环境的影响[J]. *中国家禽*, 2016, 38(16): 38-42.
- WANG Y, SHI H, WANG Y, et al. Effect of air inlets situation on microenvironment of layer house in winter[J].

China Poultry, 2016, 38(16): 38-42.
[23] ZHAO Y, SHEPHERD T A, LI H, et al. Environmental
assessment of three egg production systems—Part I:

Monitoring system and indoor air quality[J]. Poultry
Science, 2015, 94(3): 518-533.

Construction Method and Performance Test of Prediction Model for Laying Hen Breeding Environmental Quality Evaluation

LI Hualong¹, LI Miao^{1*}, ZHAN Kai^{2*}, LIU Xianwang¹,
YANG Xuanjiang¹, HU Zelin¹, GUO Panpan¹

(1. *Institute of Intelligent Machines, Hefei Institutes of Physical Sciences, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China*; 2. *Institute of Animal Husbandry and Veterinary, Agricultural Academy of Anhui Province, Hefei 230031, China*)

Abstract: Environmental quality of facilities affects the healthy growth and production of laying hens. The breeding environment of laying hens is a complex and non-linear system in which multiple environmental factors interact and restrict each other. It is difficult to make an accurate and effective evaluation on the suitability of laying hens with a single breeding environment parameter. In order to solve the above problem, an improved cuckoo search algorithm optimization neural network (CS-BP) model for the evaluation and prediction of the environmental suitability of laying hen facility was proposed in this research. In this model, the effects of environmental factors such as temperature, humidity, light intensity and ammonia concentration were comprehensively analyzed, and the problem of high prediction accuracy caused by BP neural network easily falling into local minimum value was overcome. In the experiment, the model was compared with BP neural network, genetic algorithm optimized BP neural network (GA-BP) and particle swarm optimization BP neural network (POS-BP). The results showed that the mean absolute error (*MAE*), mean relative error (*MAPE*) and the coefficient of determination (R^2) of the prediction model based on the improved CS-BP were 0.0865, 0.0159 and 0.8569, respectively. The prediction model based on the improved CS-BP had a strong generalization ability and a high testing precision, and its index performance was better than the above three comparison models. The classification accuracy of the improved CS-BP model was tested, and the result was 0.9333. The model constructed in this research can provide more comprehensive and effective scientific evaluation for the environmental quality of laying hens facility, which is of great significance to realize the optimal control of the production environment and promote the production performance of layers.

Key words: facility breeding for laying hens; environmental quality evaluation; CS-BP; GA-BP; POS-BP; deep learning; multiple environmental factors

(登陆 www.smartag.net.cn 免费获取电子版全文)