doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.08.034

哺乳母猪舍环境舒适度评价预测模型优化

陈　冲[1,2]　刘星桥[1]　刘超吉[1]　常润民[1]

(1. 江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013; 2. 盐城工学院电气工程学院, 盐城 224051)

摘要: 针对母猪舍多环境因子相互耦合,难以合理、准确地预测判断猪舍环境舒适度的问题,根据畜禽舍养殖环境标准,构建了评价指标体系,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),并采用粒子群算法优化模型(PSO-LSSVR)、遗传算法优化模型(GA-LSSVR)、传统的 LSSVR 模型与本文模型进行了对比。利用本文模型对江苏省镇江市希玛牧业生猪养殖场哺乳母猪舍养殖环境舒适度进行了评价预测。结果表明,混合核 MSCCS-LSSVR、PSO-LSSVR、GA-LSSVR 和传统 LSSVR 4 种预测模型的平均绝对误差分别为 0.061 1、0.097 2、0.130 6 和 0.168 1;混合核 MSCCS-LSSVR 模型比其他 3 种模型具有更高的预测精度和更可靠的性能,提高了猪舍环境评价预测水平,在评价预测中具有可行性和有效性。实际应用表明,本文模型能准确地反映猪舍空气质量状况,可以为猪舍环境精准调控提供决策支持,具有一定的应用价值。

关键词: 哺乳母猪舍; 舒适度; 预测模型; 最小二乘支持向量机; 混合核函数; 布谷鸟算法

中图分类号: TU264+.3　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2020)08-0311-09　　**OSID**:

Optimization of Evaluation and Prediction Model of Environmental Comfort in Lactating Sow House

CHEN Chong[1,2]　LIU Xingqiao[1]　LIU Chaoji[1]　CHANG Runmin[1]

(1. *School of Electrical and Information Engineering*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*
2. *School of Electrical Engineering*, *Yancheng Institute of Technology*, *Yancheng* 224051, *China*)

Abstract: As the sow building environment is a complex, nonlinear and time-varying system, consisting of multiple coupling factors, it is difficult to predict the environment comfort reasonably. Therefore, a prediction model was built to determine the variation trend of environment comfortable degree. The assessment index system was constructed, and the parameter optimization of the least squares support vector regression (LSSVR) with mixed kernels was presented based on mutative scale chaos cuckoo search (MSCCS) algorithm to find optimal parameters γ and σ. The model was exploited to predict the sow house environmental comfort. Three models of particle swarm optimization (PSO-LSSVR), genetic algorithm (GA-LSSVR) and traditional LSSVR were compared with the proposed prediction model. The experimental results showed that MSCCS-LSSVR had a higher accuracy and more reliable performance than the other three models, the mean absolute error (MAE) were 0.061 1, 0.097 2, 0.130 6 and 0.168 1, respectively. To facilitate the use of prediction model for farmers, a comfort assessment and prediction system graphical user interface (GUI) based on Matlab was developed. Farmers could download the historical data from a webserver and then exploit them as training and testing data, the assessment and prediction results at different time calculated and displayed on the GUI. A prediction model was exploited in Zhenjiang, Jiangsu Province, China, and it performed well. It can reflect the air quality reasonably and also provide decision support for precise regulation of a swine house environment. It can help farmers decrease the risk of livestock breeding.

Key words: lactating sow house; comfortable degree; prediction model; least squares support vector regression; hybrid kernel function; cuckoo algorithm

收稿日期: 2019-11-01　修回日期: 2019-12-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(31872399)、江苏省农业科技自主创新资金项目(CX(16)1006)、江苏大学优势学科工程建设项目(PAPD-2018-87)和江苏省研究生科研与实践创新计划项目(KYCX18_2262)

作者简介: 陈冲(1982—),男,博士生,盐城工学院副教授,主要从事农业信息化研究,E-mail: cc082120@126.com

通信作者: 刘星桥(1960—),男,教授,博士,主要从事农业设施智能控制系统研究,E-mail: xqliu@ujs.edu.cn

0 引言

猪舍环境是猪最基本的生存环境,通常指影响猪生长、发育和繁殖所有外在条件,主要包括温度、相对湿度、通风、光照和有害气体(如 NH_3、H_2S、CO_2 和 CO 等)[1-2]。评价预测猪舍环境的舒适度变化状况,可以为畜禽养殖人员决策提供参考,从而保证母猪健康,增强仔猪抵抗力,减少疾病发生,最大限度地发挥智能化饲喂效果[3-5]。

猪舍环境的舒适度受到多种因素的影响,包括物理、化学、微生物和人为因素。猪舍环境是一个多变量、大惯性、非线性的复杂系统,各环境因素之间相互耦合,很难用精确的数学模型描述舒适度和各个因素之间的关系。很多学者还是提出了氨气浓度预测模型和猪舍环境适宜性评价模型,比如:模糊神经推理模型[6]、灰色模型[7]、神经网络模型[8-11]和模糊综合评价模型[12-13]等。但这些模型都存在过学习、欠学习、泛化能力及稳定性能差等问题。

支持向量机是一种基于统计学习理论的机器学习方法,对未知的测试样本具有很好的推广能力。目前,利用支持向量机理论进行评价的研究较多[14-18],但尚未见针对母猪舍环境舒适度的评价预测研究。支持向量机用于评价预测实质是支持向量机回归问题,模型的预测精度主要取决于正则化参数、核函数形式和核函数参数的选择。因此,必须选择合适的参数寻优算法来优化最小二乘支持向量回归机的参数。

已有研究提出了遗传算法[19]、粒子群算法[20]和蚁群算法[21]等优化算法。遗传算法易早熟,且收敛速度慢;粒子群算法易陷入局部最优,且局部搜索能力差;蚁群算法易出现停滞,且收敛速度慢。针对这些问题,本文结合混沌运动的随机性和遍历性,将混沌优化理论引入布谷鸟优化算法[22-23],根据监测的哺乳母猪舍多环境因子,评价预测养殖环境舒适度等级,以期为母猪舍环境精准调控提供决策支持。

1 实验材料与数据获取

1.1 猪舍概况

评价预测的母猪舍环境数据来源于农业农村部标准化生猪养殖基地——江苏省镇江市希玛牧业生猪养殖场(119°43′E,32°19′N),所处位置气候湿润,四季分明。夏季高温天气一般采用风机和湿帘进行主动降温。猪场占地面积约 300 hm^2,内部建有南北朝向的种猪舍、产仔舍、母猪舍和育肥舍共 12 栋,砖混结构。每栋猪舍的建筑面积大约为 500 m^2(50 m × 10 m),猪舍内部采用水泥围栏,以育肥猪舍为例,每列有 10 个猪栏,中间为过道分隔。

1.2 数据来源

选取养猪场内某个标准母猪养殖猪舍作为实验舍,养殖环境数据来源于江苏大学研制的家猪养殖物联网远程环境监控系统。系统结构如图 1 所示,该系统每间隔 10 min 对温度、相对湿度、CO_2 浓度、NH_3 浓度和 H_2S 浓度等环境特征在线采样一次。将 2018 年 7 月 14 日—9 月 12 日 60 d 实测数据作为评价预测的数据源。



图 1 系统结构图

Fig. 1 Structure diagram of proposed system

1.3 建模步骤

猪舍环境恶劣复杂,准确的数据样本可提高预测精度,本文提出了多源数据融合、支持向量机组合评价预测模型,建模步骤如下:

(1)异常数据处理。采用格拉布斯准则对传感器采集的猪舍环境数据进行预处理,判别剔除异常环境数据。

(2)改进分组自适应加权数据融合。首先,将同类传感器采集的数据平均分成 4 组,分别对每一组传感器测量数据进行自适应加权融合;然后再利用加权自适应算法,对各组传感器融合结果进行一次加权融合;最后得出猪舍多环境因子的最佳估计值。

(3)支持向量机建模与预测。建立哺乳猪舍环境舒适度评价指标体系,利用训练样本建立支持向量机评价预测模型,利用测试样本对评价预测模型进行验证,得到预测结果,检验模型的预测精度。

2 猪舍环境参数采集与处理

由于猪舍内部环境恶劣复杂,传感器采集到的环境参数易受灰尘、恶劣天气、人为干扰等各种因素的影响造成较大的疏失误差。为确保环境监测数据的真实性和有效性,采用格拉布斯准则对连续采集 20 次的猪舍环境数据剔除异常值,再取平均值作为本轮采集数据。当测量值 x_i 对应的残差 ε_i 满足

$$|\varepsilon_i| = |x_i - \bar{x}| > g_0(n,\alpha)\sigma_m \tag{1}$$

式中　$\bar{x}$——每组环境数据的平均值

σ_m——测量数据的标准差

$g_0(n,\alpha)$——格拉布斯准则临界值

该测量值应予以剔除。$g_0(n,\alpha)$取决于测量次数 n 和显著度 α，通过查询格拉布斯准则临界值表可获得。测量次数 n 取 20，显著度 α 取 0.05，查得 $g_0(n,\alpha)$ 为 2.557。图 2 是 2018 年 8 月 23 日 00:00—23:50 采集的母猪舍温度，采用人工饲喂方式，饲喂频率 3 次/d，饲喂时间 08:00、13:00 和 19:00。由图可见，采用格拉布斯多次采集取平均值可有效去除噪声和疏失误差，确保数据采集的准确性。

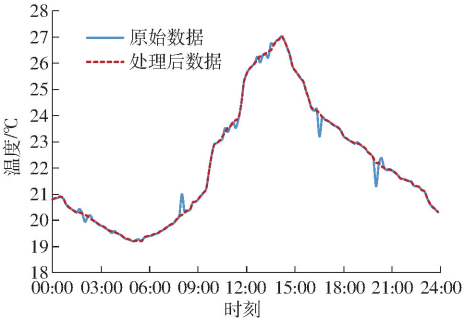

图 2　数据处理结果

Fig. 2　Results of data processing

3　改进分组自适应加权数据融合算法

为了提高评价预测模型的精准性，提出改进分组的自适应加权融合算法，对同类传感器分组层层融合，得到接近真实值的测量数据作为 LSSVR 的输入数据。设各传感器各时刻测量值为 $x_1, x_2, \cdots, x_n$，各传感器权重为 $w_1, w_2, \cdots, w_n$，融合后估计值 $\hat{X}$ 和权重 w_p 满足

$$\hat{X} = \sum_{p=1}^{n} w_p x_p \tag{2}$$

$$\sum_{p=1}^{n} w_p = 1 \tag{3}$$

总均方误差

$$\delta^2 = \sum_{p=1}^{n} w_p^2 \delta_p^2 \tag{4}$$

式中　δ_p^2——各传感器测量值对应的方差

总均方误差 δ^2 是关于权重 w_p 的多元二次函数，存在极小值。根据多元函数求极值理论，建立拉格朗日方程

$$\varphi(w_1, w_2, \cdots, w_n, \gamma_\xi) = \sum_{p=1}^{n} w_p^2 \delta_p^2 - \gamma_\xi \left(\sum_{p=1}^{n} w_p - 1 \right) \tag{5}$$

式中　γ_ξ——拉格朗日乘子

分别对 w_p 和 γ_ξ 求偏导并令其为 0，当权重满足 $w_p^* = \dfrac{1}{\delta_p^2 \sum_{p=1}^{n} \delta_p^{-2}}$ 时，则最小均方误差为

$$\delta_{\min}^2 = \frac{1}{\sum_{p=1}^{n} \delta_p^{-2}} \tag{6}$$

因为自适应加权数据融合考虑了所有监测传感器每个时间节点的历史数据，所以可得出均方误差最小情况下的数据融合值，设 2 个编号为 p、q 的传感器（p、q 为 1,2,…,n;$p \neq q$），测量值分别为 x_p、x_q，则传感器 p 的方差为

$$\delta_p^2 = R_{pp} - R_{pq} \tag{7}$$

式中　R_{pp}——x_p 的自互协方差函数

R_{pq}——x_p 和 x_q 的互协方差函数

假设传感器监测的数据个数为 k，R_{pp}的时间域估计值为 $R_{pp}(k)$，R_{pq}的时间域估计值为 $R_{pq}(k)$，则

$$R_{pp} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^{k} x_p(i) x_p(i) = \frac{k-1}{k} R_{pp}(k-1) + \frac{1}{k} x_p(k) x_p(k) \tag{8}$$

$$R_{pq} = \frac{1}{n-1} \sum_{\substack{q=1 \\ q \neq p}}^{k} \left(\frac{k-1}{k} R_{pq}(k-1) + \frac{1}{k} x_p(k) x_q(k) \right) \tag{9}$$

4　猪舍养殖环境舒适度评价预测方法

猪舍是由相互耦合的多环境因子共同作用而形成的一个复杂、非线性系统。适宜的母猪舍养殖环境不但有利于保障母猪的机体健康，提高其生产力水平，而且可以提高仔猪的生长性能。母猪舍环境的舒适度评价结果可以为养殖环境精准调控提供参考，从而最大限度地发挥智能饲喂效果，提高猪场的生产效益。

4.1　评价标准建立

根据专家经验和文献[24－26]，本文选取对猪的健康水平和生产力产生重大影响的环境因素，包括：温度、相对湿度、NH_3 质量浓度、CO_2 质量浓度和 H_2S 质量浓度作为猪舍环境舒适度评价指标。舒适度程度用 3 级、2 级、1 级表示，3 级表示舒适，2 级表示中等，1 级表示差。依据规模猪场环境参数及环境管理国家标准[27]，得出环境舒适度评价范围，可建立哺乳母猪舍环境评价标准如表 1 所示，评价因素集为{温度，相对湿度，NH_3 质量浓度，CO_2 质量浓度，H_2S 质量浓度}，评语集为{舒适，中等，差}。

4.2　最小二乘支持向量回归机

对监测的环境数据一级融合后作为 LSSVR 的输入向量。设有训练样本集{($\boldsymbol{x}_i$,$\boldsymbol{y}_i$)，i = 1,2,…,m}，其中 $\boldsymbol{x}_i$和 $\boldsymbol{y}_i$分别为样本输入向量和输出向量。

表 1 哺乳母猪舍环境评价标准

Tab. 1 Evaluation standard of lactating sow building environment

评语集	因素集				
	温度/℃	相对湿度/%	NH_3 质量浓度/(mg·m^{-3})	CO_2 质量浓度/(mg·m^{-3})	H_2S 质量浓度/(mg·m^{-3})
3 级(舒适)	18 ~ 22	60 ~ 70	0 ~ 10	0 ~ 1 100	0 ~ 6
2 级(中等)	16 ~ 18 或 22 ~ 27	50 ~ 60 或 70 ~ 80	10 ~ 20	1 100 ~ 1 300	6 ~ 8
1 级(差)	>27 或 <16	>80 或 <50	>20	>1 300	>8

$\boldsymbol{x}_i$为猪舍环境舒适度评价因素集,$\boldsymbol{y}_i$为猪舍环境舒适度评语集。将输入向量通过非线性映射到高维特征空间求解最优超平面,根据结构风险最小化原则,将回归问题转换为优化问题

$$\min J(\boldsymbol{\omega},b,e)=\frac{1}{2}\|\boldsymbol{\omega}\|^2+\frac{\gamma}{2}\sum_{i=1}^{m}e_i^2 \tag{10}$$

$$\text{s.t. } \boldsymbol{y}_i=\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varphi}(x_i)+b+e_i \tag{11}$$

式中 γ——正则化参数 $\boldsymbol{\omega}$——权重向量

$\boldsymbol{\varphi}$——非线性变换函数 e_i——误差

b——偏置量

引入拉格朗日乘子 α_i,利用 Lagrange 方法把约束优化问题转换为对偶问题,Lagrange 函数为

$$L(\boldsymbol{\omega},b,e,\boldsymbol{\alpha})=J(\boldsymbol{\omega},e)-\sum_{i=1}^{N}\alpha_i(\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}_i)+b+e_i-\boldsymbol{y}_i)=\frac{1}{2}\|\boldsymbol{\omega}\|^2+\frac{\gamma}{2}\sum_{i=1}^{N}e_i^2-\sum_{i=1}^{N}\alpha_i(\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}_i)+b+e_i-\boldsymbol{y}_i) \tag{12}$$

式中 $\boldsymbol{\alpha}$——拉格朗日乘子向量

由 Karush - Kuhn - Tucher(KKT)条件,分别对 $\boldsymbol{\omega}$、b、e 和 $\boldsymbol{\alpha}$ 参数求偏导数并令其为 0,再消去 $\boldsymbol{\omega}$ 和 e,则求解优化问题可转换为线性方程组

$$\begin{bmatrix}0 & \boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{E} & K+\gamma^{-1}\boldsymbol{E}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}b\\ \boldsymbol{\alpha}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0\\ \boldsymbol{Y}\end{bmatrix} \tag{13}$$

其中

$$\boldsymbol{E}=[1\quad 1\quad \cdots\quad 1]^{\mathrm{T}}$$

$$K=\boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}_i)\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}_j)$$

$$\boldsymbol{\alpha}=[\alpha_1\quad \alpha_2\quad \cdots\quad \alpha_m]^{\mathrm{T}}$$

$$\boldsymbol{Y}=[y_1\quad y_2\quad \cdots\quad y_m]^{\mathrm{T}}$$

式中 K——符合 Mercer 条件的核函数

解式(13)可得 LSSVR 的决策模型

$$\hat{y}=f(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\alpha})=\sum_{i=1}^{m}\alpha_iK(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j)+b \tag{14}$$

采用不同的核函数可以构造不同类型的非线性决策面的学习机器,只要满足 Mercer 条件都可以作为 SVR(Support vector regression)的核函数。核函数分为全局核函数和局部核函数 2 类,前者具有较强的泛化能力,但学习能力较弱,后者则相反。目前 SVR 常用的核函数有 4 类:线性(Linear)核函数、多项式(Poly)核函数、高斯(Radial basis function,RBF)核函数和多层感知器(Sigmoid)核函数。选择不同的核函数会产生不同的预测效果。本文将 Poly 核函数和 RBF 核函数结合,构造一种适应于多数据源的多核混合核函数,来弥补单一核函数的局限性,提高 SVR 的预测能力。

$$K(x,x_i)=\tau K_{\mathrm{poly}}(x,x_i)+(1-\tau)K_{\mathrm{rbf}}(x,x_i)=\tau(xx_i+1)^q+(1-\tau)\exp(-\|x-x_i\|^2/(2\sigma^2))\quad(\tau\in(0,1)) \tag{15}$$

式中 τ——加权系数 σ——RBF 核带宽

混合核 LSSVR 中,含有正则化参数 γ、RBF 核带宽 σ 和加权系数 τ 等 3 个待定参数,如果参数选择不当,会影响模型的预测精度。本文提出了变尺度的混沌布谷鸟算法对混合核 LSSVR 中的待定参数进行寻优。

4.3 基于变尺度的混沌布谷鸟优化多核最小二乘支持向量回归机

4.3.1 布谷鸟优化算法

布谷鸟算法综合鸟类和果蝇特殊的 Levy flight 飞行搜索方式,具体的数学描述如下:设鸟巢位置有 N 个,第 i 个鸟巢在第 n 代的位置为 $x_i^{(n)}$,$L(\lambda)$ 为随机搜索路径,服从 $u=t^{-\lambda}(1<\lambda<3)$ 指数分布,则布谷鸟搜索鸟巢的路径和位置调整公式为

$$x_i^{(n+1)}=x_i^{(n)}+\beta\oplus L(\lambda) \tag{16}$$

式中 $x_i^{(n+1)}$——新的鸟巢位置

$\oplus$——点对点乘法运算符号

β——步长控制变量

鸟巢位置调整以后,产生一个随机数 $r\in[0,1]$,与发现概率 P_a 比较,如果 $r>P_a$,则 $x_i^{(n+1)}$ 随机改变,反之不变,最后保留适应值较优的一组鸟巢位置 $x_i^{(n+1)}$。

4.3.2 变尺度的混沌布谷鸟优化算法(MSCCS)

布谷鸟优化算法结构简单,但是它具有局部搜索能力弱、易陷入局部最优,迭代后期收敛速度慢、收敛精度低等缺点。由于混沌运动的随机性和遍历性等特点,本文将变尺度混沌方法引入布谷鸟优化算法,根据搜索进程动态缩小搜索区间,即初期搜索范围较大,后期搜索范围缩小。这样不但提高了种

群的多样性和布谷鸟搜索的遍历性能力，可有效防止算法陷入局部最优，而且提高了布谷鸟优化算法的收敛速度和精度。混沌序列为

$$x_{i+1}=\mu x_i(1-x_i) \tag{17}$$

式中　μ——控制参数

当 $\mu=4$ 时，系统完全处于混沌状态。由任意初始值 x_0 生成一个时间序列 $x_0,x_1,\cdots,x_n$。设当前最优鸟巢位置 x 的搜索范围 $[x_1,x_2]$，一次寻优操作后得到本次最优值 x^*，变尺度优化为

$$x_1^{(k+1)}=x^*-\kappa(k)(x_2^{(k)}-x_1^{(k)}) \tag{18}$$

$$x_2^{(k+1)}=x^*+\kappa(k)(x_2^{(k)}-x_1^{(k)}) \tag{19}$$

其中

$$\kappa(k)=\frac{1}{2+\exp(4-0.5k)} \tag{20}$$

式中　κ——调节系数，$\kappa\in(0,0.5)$，κ 越大，搜索范围缩小程度越小

k——变尺度优化次数

若 $x_1^{(k+1)}<x_1^{(k)}$ 或 $x_1^{(k+1)}<0$，则 $x_1^{(k+1)}=x_1^{(k)}$；若 $x_2^{(k+1)}>x_2^{(k)}$，则 $x_2^{(k+1)}=x_2^{(k)}$。

4.3.3　基于 MSCCS 的混合核 LSSVR 参数优化

利用 MSCCS 算法优化选择的参数，得到 LSSVR 模型，具体流程如图 3 所示。

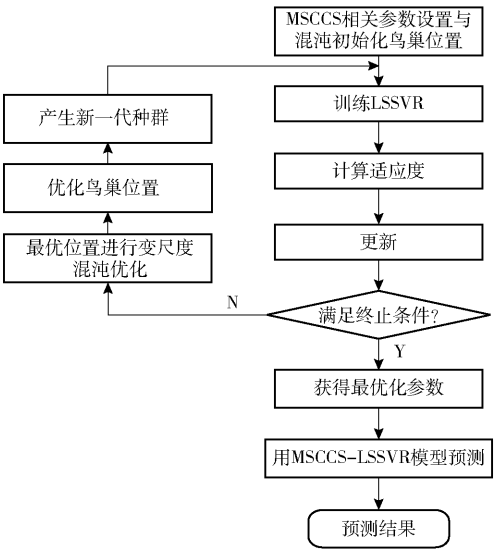

图 3　混合核 MSCCS－LSSVR 流程图

Fig. 3　Flow chart of MSCCS mixed kernel LSSVR

5　结果与分析

为了避免因为模型输入的母猪舍养殖环境参数和输出的母猪舍养殖环境舒适度评价等级之间的数量级差别较大从而引起评价预测模型的误差，对输入预测模型的各参数统一进行无量纲化处理，将其归一到[0,1]区间，以消除各个数据之间的数量级差别。

经过多次实验测试，MSCCS 优化混合核 LSSVR 算法的初始参数设置如下：布谷鸟的鸟巢数量 $N=20$，发现概率 $P_a=0.25$，最大迭代次数 $N_{pmax}=100$，γ 和 σ 的搜索范围分别设置为[0.01, 1 000]和[0.1, 100]，τ 的取值范围设为[0.5, 0.99]。实验以均方根误差(Root mean square error, RMSE)为适应度函数，迭代终止条件为达到最大进化代数 N_{pmax}，适应度函数曲线如图 4 所示。由图 4 可见，随着迭代次数的增加，适应度函数曲线快速收敛，当迭代到 35 代时，布谷鸟群体中最优适应度显现出来，获得较好的模型参数组合。这表明变尺度混沌布谷鸟算法寻优速度较快，适合 LSSVR 模型的参数优化选择。

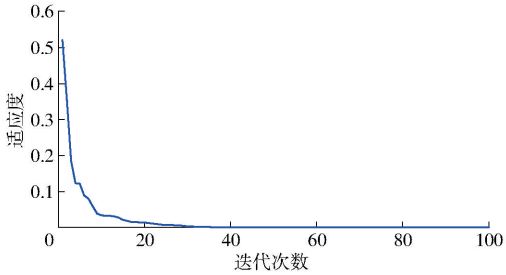

图 4　适应度函数收敛曲线

Fig. 4　Convergent curve of fitness function

选取 1 440 个数据样本，按交叉验证的思想，将数据样本按照 3∶1 的比例分为 1 080 个训练集和 360 个测试集。经过 MSCCS 优化混合核 LSSVR 后得到最佳参数 $\gamma=96.52$、$\sigma=1.38$ 和 $\tau=0.74$。为了检验混合核 MSCCS－LSSVR 模型的评价预测性能，选用 PSO－LSSVR、GA－LSSVR 和传统 LSSVR 等3 种预测模型进行对比，针对相同的训练数据集，这 3 种模型的最优参数 γ 和 σ 分别设置为(87.40,1.17)、(84.37, 1.06)和(109.76,1.84)。4 种模型的预测误差和预测结果如图 5、6 所示。由图 5 可以看出，采用混合核 MSCCS－LSSVR 对舒适度进行评价预测，预测误差全部分布在[－0.5,0.5]这一区间内，而且绝大部分预测误差为 0，占总样本数 87.8%。由图 6 可以看出，混合核 MSCCS－LSSVR 模型预测值与实测值最为接近，PSO－LSSVR 模型预测误差次之，传统 LSSVR 模型预测值离实测值最远。在训练数据集相同的条件下，4 种模型的运行时间分别为 7.342 5、7.850 6、8.713 2、9.425 8 s，混合核 MSCCS－LSSVR 模型运行时间最短，比传统 LSSVR 模型运行时间快近 2.1 s。由此可见，采用变尺度混沌布谷鸟搜索算法优化混合核最小二乘支持向量机具有更高的预测精度和较少的运行时间，能够满足哺乳母猪舍养殖环境精准调控的需要。

为了准确、全面地比较 4 种哺乳母猪舍环境舒适度评价预测模型的性能，采用平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)和决定系数(R-squared, R^2)评价预测结果。

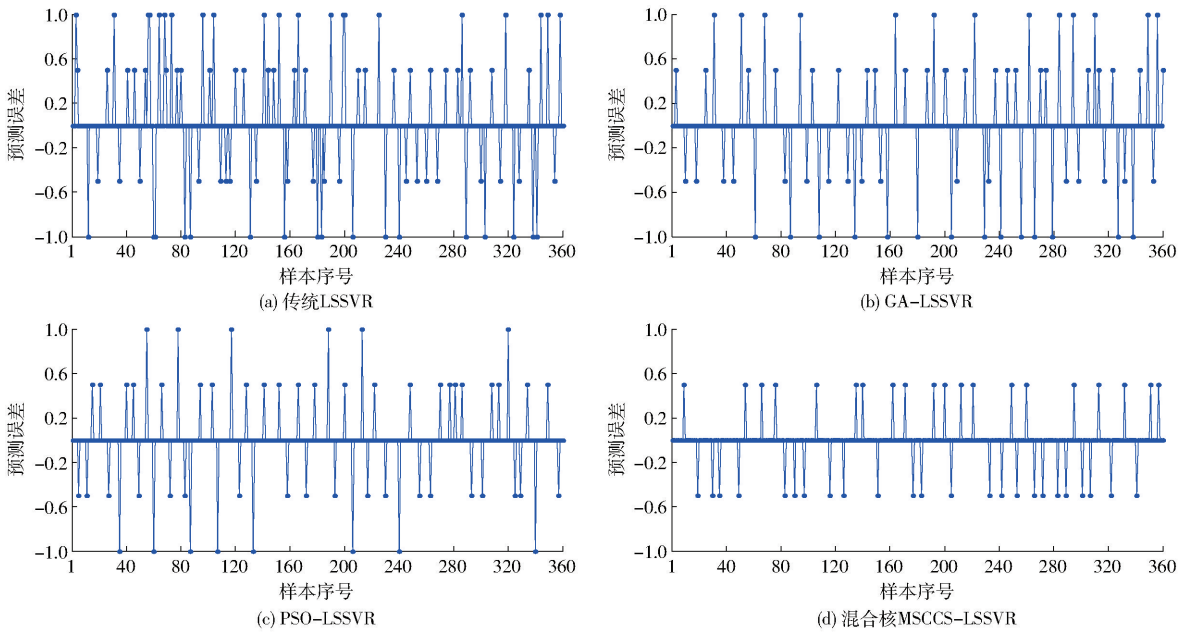

图 5 4 种模型预测误差

Fig. 5 Prediction errors of four models

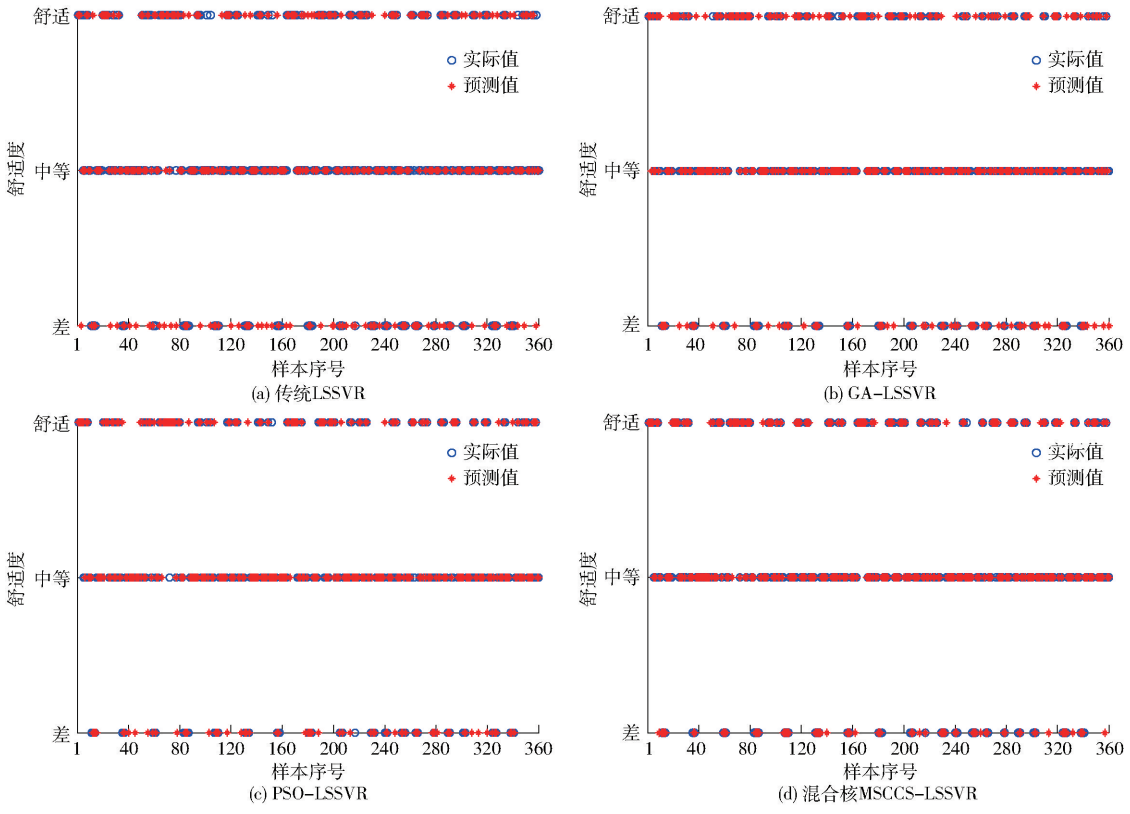

图 6 4 种模型预测结果

Fig. 6 Prediction results of four models

4 种舒适度评价预测模型的预测结果 RMSE 和 MAE 如图 7 所示,可见混合核 MSCCS－LSSVR 的平均绝对误差和均方根误差均为最小,这也说明混合核 MSCCS－LSSVR 模型的预测误差最小,使用改进的布谷鸟搜索算法优化混合核最小二乘支持向量机的预测效果最好。通过计算传统 LSSVR、GA－LSSVR、PSO－LSSVR 和混合核 MSCCS－LSSVR 这 4 种预测模型的决定系数 R^2,分别为 0.689 4、0.763 0、0.851 6 和 0.913 8,说明采用混合核 MSCCS－LSSVR 模型可以更好地拟合哺乳母猪舍养殖环境因子与舒适度之间的复杂非线性关系,预测值与实测值拟合效果最好。

利用训练好的混合核 MSCCS－LSSVR 模型预测 24 h 的母猪舍环境舒适度状况,预测结果如表 2

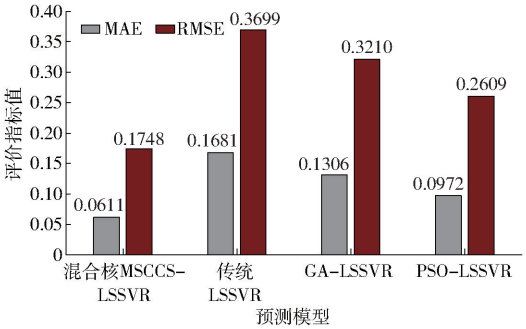

图 7　4 种模型预测指标对比

Fig. 7　Prediction indexes of four models

所示，其中预测值为反归一化后的数值。将温度、相对湿度、CO_2质量浓度、NH_3质量浓度和 H_2S 质量浓度等 5 个单因素作为 LSSVR 的输入向量，评价预测结果 3、2、1 分别对应猪舍环境质量等级舒适、中等、差。根据母猪舍对温度、相对湿度、CO_2质量浓度、NH_3质量浓度和 H_2S 质量浓度的要求，当条件全部满足时，舒适度为 3 级；若某一条件不满足时，猪舍环境舒适度真实值采用文献[12]的方法确定，该方法处理多环境因子的不确定性和模糊边界问题非常有效。例如，在 08:00、9:00 及 15:00—19:00 整点时，舍内温度分别为：22.7、23.1、23.9、23.5、23.2、22.8、22.6℃，温度稍微高于舒适范围；在 19:00 和 20:00 时，相对湿度分别为 70.4% 和 71.3%，相对湿度非常接近舒适范围；NH_3和 H_2S 质量浓度均在舒适范围内；而 CO_2质量浓度在舒适度评价中权重最低；最后综合确定这些时刻的舒适度为 3 级，具体分析计算过程不再赘述。由表 2 也可以看出，某一时刻母猪舍环境舒适度状况由 5 个因素共同决定。例如在 10:00，单因素评价此时实测的舍内温度为中等，湿度为舒适，CO_2质量浓度为中等，NH_3质量浓度为舒适，H_2S 质量浓度为舒适，采用本文的评价预测模型综合考虑各环境因素的影响，评价预测结果为中等，与真实值一致；在 12:00，母猪舍环境舒适度评价预测结果为差，主要由于猪舍内温度偏高，大于 27℃，此时应加大通风降低舍内温度以改善舍内环境质量，使猪舍环境处于舒适的范围。

为了验证不同容量的数据集对混合核 MSCCS－LSSVR 模型评价预测结果的影响，选取 30 d 的实际采样数据来测试模型数据容量。采样数据被分为 4 组：7、14、21、30 d。每组采样数据随机抽取 80% 作为训练数据集，剩余 20% 作为测试数据集。预测误差为 0 的样本数量占样本总数的比例分别为 85.2%、88.5%、92.6% 和 96.4%。由此可见，使用 21～30 d 的数据作为训练数据集可以获得较高的预测精度。因为猪舍的舒适度受到气候、光照、动物活动等多方面环境因素的影响，使用较少天数的采样数据会使环境舒适度预测产生较大波动。

表 2　混合核 MSCCS－LSSVR 模型预测结果

Tab. 2　Prediction results of MSCCS mixed kernel LSSVR

时刻	温度/℃	相对湿度/%	CO_2 质量浓度/(mg·m^{-3})	NH_3 质量浓度/(mg·m^{-3})	H_2S 质量浓度/(mg·m^{-3})	真实值	预测值
00:00	21.9	61.4	1 017	2.5	0.25	3	3
01:00	21.5	62.5	1 054	2.4	0.21	3	3
02:00	21.6	62.9	1 098	2.7	0.32	3	3
03:00	21.5	63.6	1 136	2.9	0.36	3	3
04:00	21.4	66.1	1 175	3.3	0.29	3	3
05:00	21.2	67.0	1 257	3.5	0.38	3	3
06:00	20.8	67.5	1 294	3.2	0.46	3	3
07:00	21.6	68.3	1 377	3.4	0.52	3	3
08:00	22.7	68.9	1 412	3.6	0.43	3	3
09:00	23.1	69.4	1 263	4.5	0.31	3	3
10:00	25.8	66.8	1 188	4.7	0.27	2	2
11:00	26.7	62.3	1 037	4.5	0.15	2	2
12:00	27.5	58.7	993	3.8	0.12	1	1
13:00	25.4	63.8	1 052	3.7	0.08	2	2
14:00	24.6	64.9	1 125	3.8	0.09	2	2
15:00	23.9	66.2	1 149	3.7	0.07	3	3
16:00	23.5	67.6	1 108	3.3	0.10	3	3
17:00	23.2	68.5	1 157	3.1	0.08	3	3
18:00	22.8	69.2	1 189	3.2	0.05	3	2
19:00	22.6	70.4	1 243	3.7	0.08	3	3
20:00	22.0	71.3	1 305	3.5	0.07	3	3
21:00	21.9	71.5	1 376	3.4	0.10	3	3
22:00	21.7	71.8	1 465	2.8	0.12	3	3
23:00	21.6	70.2	1 508	2.6	0.15	3	3

为了便于猪场饲养员使用评价预测模型，本文基于 Matlab GUI 开发了舒适度评价预测系统，如图 8 所示。首先，点击“加载数据”按钮载入包含舒适度等级的历史数据样本，作为训练集和测试集；然后，点击“本文算法”按钮 GUI 运行回调函数，执行 MSCCS－LSSVR 程序；最后预测系统给出评价预测结果。如果评价预测结果表明未来某个时刻舒适度

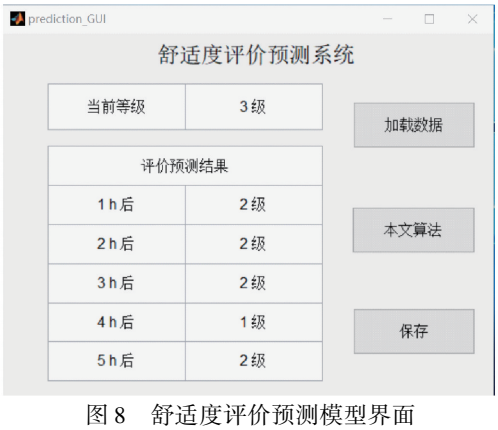

图 8　舒适度评价预测模型界面

Fig. 8　GUI of comfortable degree evaluation prediction model

为差,饲养员可提前采取必要应对措施,例如控制风机、湿帘等设备的启停。如图 8 所示,实验时根据当前监测的环境数据评价预测得到未来 5 h 的舒适度等级,5 h 后从历史数据中心查看了真实值分别为 2、2、2、1、2 级。由此可以看出,模型 5 h 内评价预测精度高。为了进一步研究模型的预测能力,对当前时间 24、48、72 h 内的舒适度进行了预测,预测误差为 0 的样本数量占样本总数的比例分别为 95.8%、91.7% 和 90.3%。说明模型的预测误差随时间推移逐渐增大,这是因为猪舍环境舒适度的变化受多种因素的影响,可以通过更新训练数据集提高预测精度。

6 结论

(1)为实现对哺乳母猪舍养殖环境舒适度的合理评价,建立了哺乳母猪舍多环境因子评价标准,提出了哺乳母猪舍养殖环境舒适度混合核 MSCCS - LSSVR 评价预测模型。为了提高 LSSVR 模型的预测精度,提出了改进布谷鸟算法优化混合核 LSSVR 参数的预测模型,获得了最佳的参数组合,改善了模型的学习能力和泛化能力。

(2)基于 Matlab GUI 开发了评价预测模型的图形用户界面,利用该模型对镇江市希玛牧业生猪养殖场的哺乳母猪舍监测的环境数据进行了评价预测。结果表明,混合核 MSCCS - LSSVR 模型预测精度最高,预测值的平均绝对误差和均方根误差分别为 0.061 1 和 0.174 8。通过对母猪舍养殖环境舒适度的在线评价预测,可以及时获取母猪养殖环境的信息,为风机、湿帘等设备的智能化调控以及智慧养殖、精细化管理提供决策支持,确保母猪和仔猪在最舒适的养殖环境中生长,提高猪只健康水平。

参 考 文 献

[1] LAWRENCE A, NEWBERRY R, ŠPINKA M. Positive welfare: what does it add to the debate over pig welfare? [M]. Advances in Pig Welfare, Elsevier Science and Technology: Cambridge, UK, 2018: 415 - 444.

[2] 高航,袁雄坤,姜丽丽,等. 猪舍环境参数研究综述[J]. 中国农业科学, 2018, 51(16): 3226 - 3236.
GAO Hang, YUAN Xiongkun, JIANG Lili, et al. Review of environmental parameters in pig house[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2018, 51(16): 3226 - 3236. (in Chinese)

[3] 房佳佳, 李海军. 规模化生猪养殖环境监控系统研究现状与发展趋势[J]. 黑龙江畜牧兽医, 2017(5): 115 - 119, 293.
FANG Jiajia, LI Haijun. Research status and development trend of environmental monitoring system for large-scaled pig farming [J]. Heilongjiang Animal Science and Veterinary Medicine, 2017(5): 115 - 119, 293. (in Chinese)

[4] 曾雅琼,王浩,刘作华, 等. 温热环境对母猪生产性能的影响及其调控技术研究进展[J]. 中国农业科学, 2018, 51(16): 3171 - 3180.
ZENG Yaqiong, WANG Hao, LIU Zuohua, et al. Effects of ambient temperature on production performance of sows and regulatory techniques[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2018, 51(16): 3171 - 3180. (in Chinese)

[5] 代小蓉,NI Jiqin,潘乔纳, 等. 华东地区典型保育猪舍温湿度和空气质量监测[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(7): 315 - 322.
DAI Xiaorong, NI Jiqin, PAN Qiaona, et al. Monitoring of tempreature, humidity and air quality inside pig weaner house in eastern China[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(7): 315 - 322. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no=20160743&flag=1&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.07.043. (in Chinese)

[6] XIE Q, NI J, SU Z. A prediction model of ammonia emission from a fattening pig room based on the indoor concentration using adaptive neuro fuzzy inference system[J]. Journal of Hazardous Materials, 2017(325): 301 - 309.

[7] 周茁. 生猪养殖环境监测及氨气浓度预警模型研究[D]. 长沙:湖南农业大学, 2014.
ZHOU Zhuo. Research of pig breeding environment monitoring and early warning model of ammonia concentration [D]. Changsha: Hunan Agricultural University, 2014. (in Chinese)

[8] ZHU K, WU S, LI Q. Prediction model for piggery ammonia concentration based on genetic algorithm and optimized BP neural network[J]. Metallurgical and Mining Industry, 2015(11): 6 - 12.

[9] SHEN W, FU X, WANG R, et al. A prediction model of NH_3 concentration for swine house in cold region based on empirical mode decomposition and Elman neural network[J]. Information Processing in Agriculture, 2019, 6(2): 297 - 305.

[10] 杨亮,刘春红,郭昱辰,等. 基于 EMD - LSTM 的猪舍氨气浓度预测研究[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(增刊): 353 - 360.
YANG Liang, LIU Chunhong, GUO Yuchen, et al. Prediction of ammonia concentration in fattening piggery based on EMD - LSTM[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(Supp.): 353 - 360. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no=2019s054&flag=1&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.054. (in Chinese)

[11] 刘春红,杨亮,邓河,等. 基于 ARIMA 和 BP 神经网络的猪舍氨气浓度预测[J]. 中国环境科学, 2019, 39(6): 2320 - 2327.
LIU Chunhong, YANG Liang, DENG He, et al. Prediction of ammonia concentration in piggery based on ARIMA and BP neural network[J]. China Environmental Science, 2019, 39(6): 2320 - 2327. (in Chinese)

[12] 谢秋菊,苏中滨, NI Jiqin,等. 猪舍环境适宜性模糊综合评价[J]. 农业工程学报,2016,32(16):198 - 205.
XIE Qiuju, SU Zhongbin, NI Jiqin, et al. Fuzzy synthetic assessment of swine house environmental adaptability[J]. Transactions of the CSAE, 2016,32(16):198 - 205. (in Chinese)
[13] XIE Q, NI J, SU Z. Fuzzy comprehensive evaluation of multiple environmental factors for swine building assessment and control[J]. Journal of Hazardous Materials, 2017(340):463 - 471.
[14] 卢文喜, 郭家园, 董海彪, 等. 改进的支持向量机方法在矿山地质环境质量评价中的应用[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2016, 46(5):1511 - 1519.
LU Wenxi, GUO Jiayuan, DONG Haibiao, et al. Evaluating mine geology environmental quality using improved SVM method[J]. Journal of Jilin University(Earth Science Edition), 2016, 46(5):1511 - 1519. (in Chinese)
[15] 杨磊, 王化增, 陈子凌. 基于支持向量机的油气储量价值等级评价[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2012, 36(3):192 - 196.
YANG Lei, WANG Huazeng, CHEN Ziling. Assessing value classification of oil and gas reserve based on support vector machine[J]. Journal of China University of Petroleum(Edition of Natural Science), 2012, 36(3):192 - 196. (in Chinese)
[16] 陈曦, 仇蕾, 黄泽元. 最小二乘支持向量机在太湖流域水质评价中的应用[J]. 水生态学杂志, 2013, 34(6):16 - 21.
CHEN Xi, QIU Lei, HUANG Zeyuan. Application of least square-support vector machine in water quality assessment of Taihu lake basin[J]. Journal of Hydroecology, 2013, 34(6):16 - 21. (in Chinese)
[17] 王众, 马旭东. 基于 EMD - LSSVM 的地下水水质综合评价法[J]. 通化师范学院学报, 2016, 37(4): 26 - 28.
[18] 葛娇娇. 呼兰河流域水质监测与评价算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
GE Jiaojiao. Algorithm study on water quality monitoring and evaluation in Hulan river basin[D]. Harbin:Harbin Institute of Technology, 2018. (in Chinese)
[19] 温廷新, 于凤娥, 邵良杉, 等. 基于 GA - SVM 的隧道围岩分类研究[J]. 公路交通科技, 2018,35(9):63 - 70.
WEN Tingxin, YU Fenge, SHAO Liangshan, et al. Study on classification of tunnel surrounding rock based on GA - SVM[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2018,35(9):63 - 70. (in Chinese)
[20] 刘伟,王建平,刘长虹,等. 基于粒子群寻优的支持向量机番茄红素含量预测[J/OL]. 农业机械学报,2012,43(4):143 - 147,155.
LIU Wei, WANG Jianping, LIU Changhong, et al. Lycopene content prediction based on support vector machine with particle swarm optimization[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2012,43(4):143 - 147,155. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20120427&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.04.027. (in Chinese)
[21] 刘双印, 徐龙琴, 李道亮, 等. 基于蚁群优化最小二乘支持向量回归机的河蟹养殖溶解氧预测模型[J]. 农业工程学报, 2012, 28(23):167 - 175.
LIU Shuangyin, XU Longqin, LI Daoliang, et al. Dissolved oxygen prediction model of *Eriocheir sinensis* culture based on least squares support vector regression optimized by ant colony algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(23):167 - 175. (in Chinese)
[22] 龚怀瑾, 毛力, 杨弘基. 基于变尺度混沌 QPSO - LSSVM 的水质溶氧预测建模[J]. 计算机与应用化学, 2013,30(3):315 - 318.
GONG Huaijin, MAO Li, YANG Hongji. Modeling of water dissolved oxygen forecasting based on LSSVM by variable scale chaos QPSO[J]. Computers and Applied Chemistry, 2013,30(3):315 - 318. (in Chinese)
[23] 周建友,张凯威. 改进布谷鸟算法优化混合核 LSSVM 的卷烟销售量预测[J]. 计算机工程与应用,2015,51(19):250 - 254.
ZHOU Jianyou, ZHANG Kaiwei. Cigarette sales forecasting based on hybrid kernels least square support vector machine optimized by modified cuckoo search algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(19):250 - 254. (in Chinese)
[24] 杨润泉, 方热军, 杨飞云,等. 环境温湿度和猪舍空气质量对妊娠母猪生产性能的影响[J]. 家畜生态学报, 2016, 37(12):40 - 43,59.
YANG Runquan, FANG Rejun, YANG Feiyun, et al. Effect of environmental temperature, humidity and air quality on performance of pregnant sows[J]. Acta Ecologiae Animalis Domastici, 2016,37(12):40 - 43,59. (in Chinese)
[25] 周水岳, 杨润泉, 郭球松, 等. 温湿度和有害气体对妊娠母猪繁殖性能的影响[J]. 中国畜牧杂志, 2017,53(12):101 - 106.
ZHOU Shuiyue, YANG Runquan, GUO Qiusong, et al. Effect of temperature humidity and harmful gas on performance of pregnant sow[J]. Chinese Journal of Animal Science, 2017,53(12):101 - 106. (in Chinese)
[26] 颜培实, 李如治. 家畜环境卫生学[M]. 4 版. 北京: 高等教育出版社, 2011.
[27] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. GB/T 17824.3—2008 规模猪场环境参数及环境管理[S]. 北京:中国标准出版社,2008.