

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.01.037

工厂化水产养殖溶解氧预测模型优化

朱成云^{1,2} 刘星桥¹ 李慧¹ 宦娟¹ 杨宁¹

(1. 江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013; 2. 盐城师范学院新能源与电子工程学院, 盐城 224005)

摘要: 为准确预测溶解氧变化趋势,降低水产养殖风险,提出混沌变异的分布估计(CMEDA)算法优化最小二乘支持向量机模型(LSSVR),提高了溶解氧预测精度。并对粒子群算法和遗传算法分别优化的LSSVR模型(PSO-LSSVR、GA-LSSVR)以及传统的LSSVR模型与CMEDA优化的LSSVR模型(CMEDA-LSSVR)进行了比较研究。利用该模型对江苏省扬中市红鲢鱼工厂化养殖鱼塘溶解氧含量进行了预测。实验结果表明,CMEDA-LSSVR的预测精度高于其他3种算法,CMEDA-LSSVR、PSO-LSSVR、GA-LSSVR、LSSVR 4种模型预测精度评价指标平均绝对百分比误差分别为0.32%、1.27%、1.98%和2.56%。实际应用结果表明该模型可以为鱼塘水质决策管理提供依据,具有一定的应用价值。

关键词: 工厂化水产养殖; 溶解氧; 预测模型; 最小二乘支持向量机; 分布估计法; 参数优化

中图分类号: S959; TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)01-0273-06

Optimization of Prediction Model of Dissolved Oxygen in Industrial Aquaculture

Zhu Chengyun^{1,2} Liu Xingqiao¹ Li Hui¹ Huan Juan¹ Yang Ning¹

(1. School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

2. School of New Energy and Electronic Engineering, Yancheng Teachers University, Yancheng 224005, China)

Abstract: Dissolved oxygen affects the growth status of fishes directly in aquaculture, so a prediction model to determine the future changing trend of dissolved oxygen was set up. When the predicted values of dissolved oxygen were below the safety value, the farmer can start oxygen increasing machine in advance to maintain the safety of fishes. The proposed dissolved oxygen prediction model was based on the least squares support vector regression (LSSVR) model with chaotic mutation to improve the estimation of distribution algorithm (CMEDA) to find optimal parameters (γ and σ) of LSSVR. Because these two parameters can significantly affect the performance of LSSVR, the other three parameter optimization methods, that means, particle swarm optimization (PSO) algorithm, genetic algorithm (GA) and the traditional LSSVR, were used to compare with CMEDA algorithm. The mean absolute percentage errors of the prediction results of four models were 0.32%, 1.27%, 1.98% and 2.56%, respectively. The CMEDA-LSSVR model has a higher prediction accuracy and more reliable performance than the other models. In order to make farmers use prediction model conveniently, a dissolved oxygen prediction system GUI based on Matlab was designed. Farmers download the history data from remote monitoring system by web browser as training data and testing data, the prediction results of different time would be calculated and displayed on the GUI. The prediction model was used in Yangzhong, Jiangsu Province, China, and it performed well. It helps farmer to make decision and reduce aquaculture risks.

Key words: industrial aquaculture; dissolved oxygen; prediction model; least squares support vector regression; estimation of distribution algorithm; parameter optimization

收稿日期: 2015-05-18 修回日期: 2015-06-29

基金项目: 江苏省农业科技支撑计划项目(BE2013402)、中国博士后科学基金项目(2014M560404)、淮安市农业指导性项目(HANZ2014007)和江苏省高校优势学科建设工程项目(PAPD, No. 6-2011)

作者简介: 朱成云(1985—),男,博士生,盐城师范学院讲师,主要从事农业信息化研究, E-mail: cyzhu2006@126.com

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

引言

溶解氧作为水质的一项重要参数,在工厂化水产养殖中扮演重要角色^[1-2],它很大程度上决定了鱼类的生长状态,所以,预测溶解氧的变化趋势可以为养殖人员决策提供参考,减少养殖风险,优化养殖管理。

然而,水体溶解氧受到很多因素影响,包括:物理、化学、生物和人为因素的影响^[3-4],所以溶解氧预测模型是一个复杂的非线性系统。尽管很难用确切的数学模型来描述溶解氧和各个因素之间的关系,但很多学者还是提出了一些预测溶解氧的方法,比如:模糊推理模型^[5]、贝叶斯模型^[6]、灰色模型^[7]和神经网络模型^[8-12]等。但这些模型均有一些缺点,如模型泛化能力差、局部最优问题、欠学习、过学习和稳定性差等问题。

最小二乘支持向量机(LSSVR)^[13]采用最小二乘线性系统作为损失函数,将二次规划问题求解转化为线性方程组求解,简化了计算的复杂性,提高了算法的收敛速度,被广泛应用于分类和预测建模控制中^[14-15]。支持向量机用于预测实际上是支持向

量机回归问题,模型的预测精度主要取决于模型参数(核函数参数 σ 和正规化参数 γ)的选择,所以必须选择一个合适的参数寻优算法来优化LSSVR参数^[16-17]。

目前,有些学者提出了一些优化算法^[18],如粒子群算法(PSO)、遗传算法(GA)、梯度算法等,这些算法都能够一定程度上提高传统LSSVR模型的预测精度,但是采用更新颖的算法可以继续提高预测精度,所以本文提出基于混沌变异改进的分布估计法优化LSSVR^[19-21]溶解氧预测模型。

1 材料与方方法

1.1 实验数据获取

以江苏省扬中市某红鲟鱼养殖池塘为实验点,鱼塘的各项水质参数通过一个基于GPRS实时监控系统的结构如图1所示。鱼塘水质监控系统主要由现场参数测量仪表、GPRS通信模块、WEB服务器和终端监控系统组成。现场参数测量仪表水质传感器包括:溶解氧含量、pH值、水温、盐度和浊度传感器。

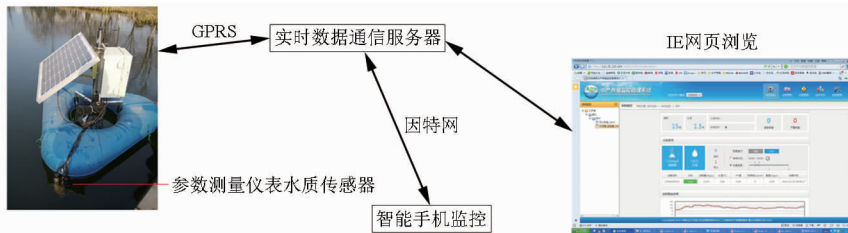


图1 监控系统结构

Fig. 1 Structure diagram of real-time monitoring system

1.2 最小二乘支持向量机

本模型4个输入量为pH值、温度、浊度和盐度,输出量为溶解氧含量。

在最小二乘支持向量回归机中,首先将输入向量映射到高维的特征空间,然后在高维特征空间中构造优化超平面,并选择高斯径向基核函数。综合考虑模型的复杂度,根据结构风险最小化原理,本文所研究的回归问题可转换为优化问题

$$\min \phi(\mathbf{w}, e) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^m e_i^2 \quad (1)$$

$$\text{s. t. } y_i = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b + e_i \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (2)$$

式中 γ ——正规化参数 \mathbf{w} ——权向量

φ ——非线性映射函数

m ——输入向量维数

e_i ——误差变量 b ——偏差

$\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i$ ——训练集输入量、输出量

为求解优化函数的最小值,构造Lagrange函数

$$L(\mathbf{w}, b, e, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^m e_i^2 - \sum_{i=1}^m \alpha_i [\mathbf{y}_i (\mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b) - 1 + e_i] \quad (3)$$

消去 \mathbf{w} 和 e 后,求解的优化问题可转换为线性方程

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \boldsymbol{\Omega} + \frac{1}{\gamma} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} \quad (4)$$

解方程得LSSVR回归估计为

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m \alpha_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (5)$$

对于LSSVR函数回归估计算法来说,核函数参数 σ 和正规化参数 γ 的选取对模型的建立有重要影响,为得到具有较好预测效果的模型,有必要对这些参数进行优化调整。本文提出了混沌变异改进分布估计算法优化LSSVR参数。

1.3 改进的分布估计算法

混沌变异改进分布估计算法是利用混沌变量的

随机性和遍历性等特点在解空间内进行优化搜索,能够较好地解决传统 EDA 易于陷入局部极小的缺陷,从而提高进化速度。具体算法步骤为:

(1) 确定 LSSVR 参数 (γ, σ^2) 的搜索空间。

(2) 初始化种群 $X = (\gamma, \sigma^2)$ 。

(3) 评价初始种群。以最小二乘支持向量机均方根误差 RMSE 作为预测模型误差的评价函数。

(4) 适应度的分配。将求得的评价函数值按降序排列。

(5) 执行混沌变异。

(6) 评价经过混沌变异进化后的种群,用评价函数值较小的新个体代替旧个体。

(7) 用混沌变异的分布估计算法产生下一代种群,具体步骤如下:

① 从种群 X 中选择 $n (n < N)$ 个较好的个体,对所选个体进行统计分析并建立单变量高斯模型。

② 根据新建立高斯模型产生 $kN (k > 1)$ 个新的个体。

③ 评价新产生的种群,按个体适应度函数值选出 N 个新个体作为下一代种群。

(8) 判断是否满足收敛条件,如果不满足则转至步骤(4)继续执行。此处采用的迭代终止条件是设定最大进化代数 G_{\max} 。

利用算法优化选择的 σ^2 和 γ 参数值训练得到 LSSVR 模型,CMEDA-LSSVR 流程图如图 2 所示。

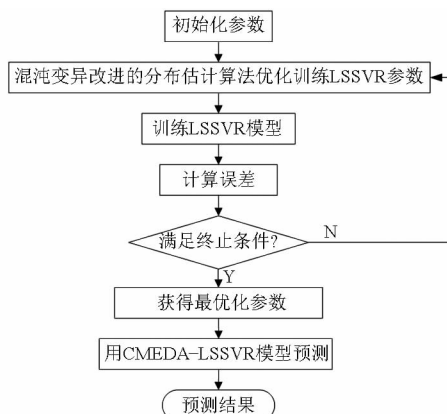


图 2 CMEDA-LSSVR 流程图

Fig. 2 Framework of CMEDA-LSSVR prediction procedure

2 实验结果和讨论

2.1 实验数据

实验采集了 2014 年 11 月 1—30 日共 30 d 的数据,每 10 min 采集一次,共获得了 4 320 组数据,这些数据被分成两部分:3 600 组数据作为模型训练数据,720 组数据作为测试数据。

2.2 算法参数设置

经过多次实验测试,CMEDA-LSSVR 的初始参

数设置如下:种群数量 $m = 50$,最大迭代次数 $G_{\max} = 200$,混沌控制参数 $\lambda = 3.845$ 、 $n = 25$ 、 $k = 2$ 。适应度函数曲线如图 3 所示,从图 3 可以看出,适应度函数曲线开始时急剧下降,45 次迭代以后趋于收敛,这说明 CMEDA 算法优化 LSSVR 参数收敛速度快且稳定,适合用于 LSSVR 参数寻优。

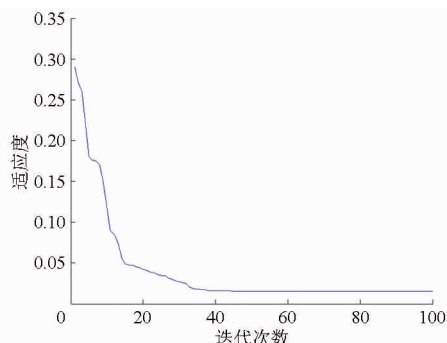


图 3 适应度函数曲线

Fig. 3 Changing trend of fitness function

2.3 结果分析

2.3.1 不同模型预测结果比较

经过 CMEDA 算法对 LSSVR 参数优化后获得: $\gamma = 146.832$, $\sigma = 1.978$ 。为了评估 CMEDA-LSSVR 模型的预测性能,本文用 PSO-LSSVR、GA-LSSVR、传统 LSSVR 模型与 CMEDA-LSSVR 模型的预测结果进行比较,这 3 种模型采用与 CMEDA-LSSVR 模型相同的训练数据集,得到的参数如表 1 所示,预测的结果如图 4 所示,从图 4 可直观地看出,CMEDA-LSSVR 模型预测曲线和实测值曲线最为接近,PSO-LSSVR 模型预测曲线误差次之,LSSVR 模型预测曲线背离实测曲线最远。由此表明,采用混沌变异的分布估计法优化最小二乘支持向量机参数能够获得较好的预测精度。

表 1 4 种模型的参数设置

Tab. 1 Parameters of four models

模型	γ	σ
CMEDA-LSSVR	146.832	1.978
PSO-LSSVR	135.315	1.731
GA-LSSVR	133.436	1.696
传统 LSSVR	167.427	2.335

为了进一步比较 4 种模型的预测效果,表 2 给出了 2 d 中不同时刻的实测值和 4 种模型的预测值,并且计算了其预测的绝对百分比误差。通过计算获得 CMEDA-LSSVR、PSO-LSSVR、GA-LSSVR、传统 LSSVR 的平均绝对百分比误差分别为 0.32%、1.27%、1.98% 和 2.56%,由此也可以看出 CMEDA-LSSVR 具有最高的预测精度。在训练集数据相同的情况下,4 种模型运行时间分别为 8.306 s、

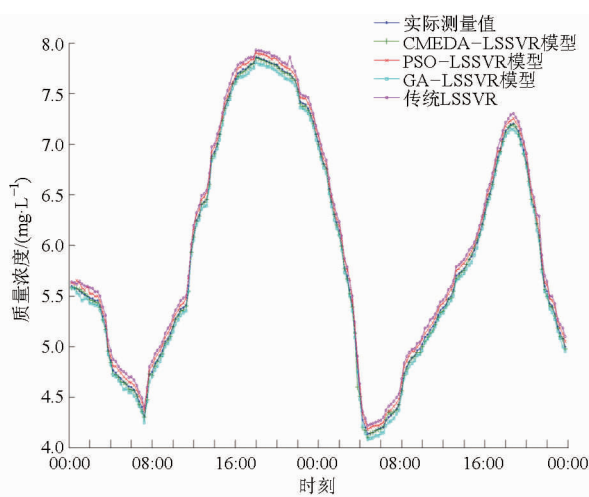


图4 4种模型的预测结果

Fig. 4 Prediction results of four models

8.235 s、9.431 s 和 6.540 s,运行时间最短的是传统 LSSVR 模型,虽然 CMEDA-LSSVR 模型运行时间比传统 LSSVR 慢将近 1.8 s,但是其预测结果平均绝对百分比误差比传统 LSSVR 提高了 2.31%,而预测精度是相对更重要的指标。平均绝对百分比误差计算公式为

$$V_{APE} = \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100\% \quad (6)$$

为了更加准确地评价模型预测精度,本文还计算了 4 种预测模型预测结果的均方根误差 (RMSE) 和平均绝对误差 (MAE),即

$$V_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (7)$$

$$V_{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (8)$$

RMSE、MAE 结果如图 5、6 所示,可见在 4 种预测模型中,CMEDA-LSSVR 的均方根误差和平均绝对误差都是最小的,这表明 CMEDA-LSSVR 模型预测误差最小,使用改进的分布估计法优化最小二乘支持向量机参数效果非常好。

2.3.2 不同训练数据容量预测结果比较分析

用 40 d 的实测数据作为训练和测试数据对 CMEDA-LSSVR 模型进行不同训练数据容量的测试。实验数据分为 7、14、21、30、40 d 共 5 组,每组数据中随机抽取 80% 的数据作为训练集,20% 的数据作为测试集。5 组实验预测结果绝对百分比误差

表 2 4 种模型的预测值及绝对百分比误差比较

Tab. 2 Comparison of prediction results and absolute percentage errors of four models

时刻	实际测量值/ (mg·L ⁻¹)	CMEDA-LSSVR		PSO-LSSVR		GA-LSSVR		传统 LSSVR	
		预测值/ (mg·L ⁻¹)	绝对百分比 误差/%	预测值/ (mg·L ⁻¹)	绝对百分比 误差/%	预测值/ (mg·L ⁻¹)	绝对百分比 误差/%	预测值/ (mg·L ⁻¹)	绝对百分比 误差/%
当日 00:00	5.60	5.58	0.36	5.63	0.36	5.58	0.36	5.64	0.71
当日 02:00	5.44	5.43	0.18	5.51	1.29	5.32	2.21	5.52	1.47
当日 04:00	4.86	4.85	0.15	4.91	1.02	4.74	2.47	4.99	2.67
当日 06:00	4.57	4.57	0	4.63	1.31	4.46	2.41	4.70	2.84
当日 08:00	4.83	4.81	0.41	4.91	1.66	4.72	2.28	4.97	2.90
当日 10:00	5.28	5.25	0.57	5.35	1.33	5.16	2.27	5.45	3.22
当日 12:00	6.24	6.27	0.50	6.31	1.12	6.13	1.76	6.40	2.56
当日 14:00	7.00	7.02	0.29	7.08	1.14	6.90	1.43	7.20	2.86
当日 16:00	7.70	7.67	0.39	7.78	1.04	7.59	1.43	7.86	2.08
当日 18:00	7.85	7.84	0.13	7.90	0.64	7.74	1.40	8.04	2.42
当日 20:00	7.75	7.74	0.13	7.83	1.03	7.63	1.55	7.92	2.19
当日 22:00	7.41	7.42	0.13	7.49	1.08	7.30	1.48	7.60	2.56
次日 00:00	6.00	5.97	0.50	6.08	1.33	5.89	1.83	6.30	5.00
次日 02:00	4.88	4.85	0.61	4.95	1.43	4.76	2.46	5.04	3.28
次日 04:00	4.28	4.26	0.47	4.35	1.64	4.16	2.80	4.44	3.74
次日 06:00	4.26	4.24	0.47	4.33	1.64	4.15	2.58	4.43	3.99
次日 08:00	4.73	4.72	0.21	4.79	1.27	4.62	2.33	4.90	3.59
次日 10:00	5.09	5.05	0.79	5.17	1.57	4.92	3.34	5.26	3.34
次日 12:00	5.41	5.40	0.18	5.49	1.48	5.30	2.03	5.58	3.14
次日 14:00	5.81	5.81	0	5.89	1.38	5.70	1.89	5.98	2.93
次日 16:00	6.45	6.43	0.31	6.53	1.24	6.34	1.71	6.63	2.79
次日 18:00	7.18	7.16	0.28	7.26	1.11	7.05	1.81	7.36	2.51
次日 20:00	6.65	6.63	0.30	6.73	1.20	6.48	2.56	6.82	2.56
次日 22:00	5.42	5.40	0.37	5.50	1.48	5.30	2.21	5.60	3.32

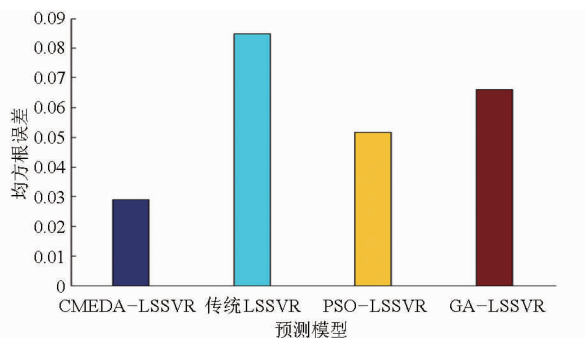


图 5 4 种模型的均方根误差

Fig. 5 Root mean square error (RMSE) values of four models

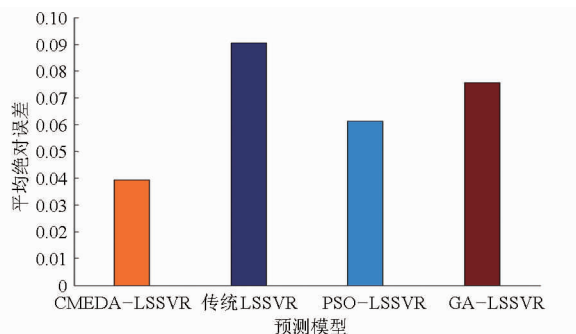


图 6 4 种模型的平均绝对误差

Fig. 6 Mean absolute error (MAE) values of four models

分别为：0.63%、0.48%、0.34%、0.32%、0.49%。从结果可以看出，使用 20~30 d 的数据作为训练数据集可获得较高的预测精度。因为溶解氧受到温度、光照条件等多方面因素的影响，使用较少天数的数据会使溶解氧预测产生相对较大的波动，使用较多天数的数据又不能反映近期的气候情况。

2.3.3 未来不同时间预测结果比较分析

为了方便养殖人员使用预测模型，本文设计了基于 Matlab GUI 的预测系统，如图 7 所示。从 WEB 监控系统下载的历史数据可以作为训练和测试数据，点击 LOAD 按钮可以加载已下载的数据，点击 LSSVR 按钮 GUI 就会运行回调函数，执行 CMEDA-LSSVR 程序，然后会给出预测结果。如果预测结果显示未来某个时刻溶解氧低于警戒值，养殖人员可以提前打开增氧机增氧。如图 7 所示，实验时根据当前数据预测得到未来 5 h 的溶解氧值，5 h 后从历

史数据中查看了实测值分别为 6.3、6.08、5.81、5.22、4.88 mg/L，绝对百分比误差分别为 0.32%、0.49%、0.52%、0.77% 和 0.82%，由此可以看出，模型 5 h 内的预测精度都较高，并且预测精度随时延逐渐降低。为了进一步研究模型预测能力，对当前时间后 12、24、36、48、72 h 的溶解氧进行了预测，预测结果绝对百分比误差分别为 1.38%、1.96%、2.47%、3.14% 和 4.25%，说明模型预测精度随时延变大也显著变大，这是因为溶解氧的变化受到多种因素的影响，可以通过适时更新训练数据来获得较高的预测精度。

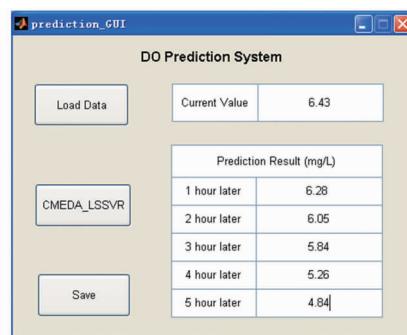


图 7 溶解氧预测模型界面

Fig. 7 GUI of DO prediction system

3 结束语

为了提高溶解氧预测模型预测精度，本文提出了 CMEDA-LSSVR 模型。为了提高 LSSVR 模型预测精度，提出了改进分布估计法优化 LSSVR 模型超参数 (γ, σ^2) 的组合优化方法，有效提高了参数组合优化问题求解的精度，改善了 LSSVR 模型的学习能力。基于 Matlab GUI 设计了友好的模型预测用户图形界面，利用该模型对扬中市红鲢鱼养殖池塘溶解氧进行了预测，实验结果表明 CMEDA-LSSVR 模型具有很高的预测精度，实验时间段内预测值平均绝对百分比误差达到了 0.32%，低于其他 3 种模型，说明此模型预测精度较高。该方法能够为养殖人员决策提供依据，降低养殖人员劳动强度和养殖风险，提高养殖效益，具有实际应用价值。

参 考 文 献

- 刘双印, 徐龙琴, 李道亮, 等. 基于时间相似数据的支持向量机水质溶解氧在线预测[J]. 农业工程学报, 2014, 30(3): 155-162.
- Liu Shuangyin, Xu Longqin, Li Daoliang, et al. Online prediction for dissolved oxygen of water quality based on support vector machine with time series similar data[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(3): 155-162. (in Chinese)
- Liu S Y, Xu L Q, Li D L, et al. Prediction of dissolved oxygen content in river crab culture based on least squares support vector regression optimized by improved particle swarm optimization[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 95: 82-91.
- Chen W B, Liu W C. Artificial neural network modeling of dissolved oxygen in reservoir[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2014, 186(2): 1203-1217.
- Antanasijevic D, Pocajt V, Povrenovic D, et al. Modeling of dissolved oxygen content using artificial neural networks; Danube

- River, North Serbia, case study[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2013, 20(12): 9006 – 9013.
- 5 Hamaamin Y A, Nejadhashemi A P, Einheuser M D. Application of fuzzy logic techniques in estimating the regional index flow for Michigan[J]. *Transactions of the ASABE*, 2013, 56(1): 103 – 115.
- 6 Freni G, Mannina G. Uncertainty estimation of a complex water quality model: the influence of Box-Cox transformation on Bayesian approaches and comparison with a non-Bayesian method[J]. *Physics and Chemistry of the Earth*, 2012, 42 – 44: 31 – 41.
- 7 崔雪梅. 基于灰色遗传算法的 LM – BP 的河流溶解氧预测[J]. *水文*, 2013, 33(5): 46 – 51.
Cui Xuemei. Predicting dissolved oxygen in river based on grey LM – BP network of random genetic algorithm[J]. *Journal of China Hydrology*, 2013, 33(5): 46 – 51. (in Chinese)
- 8 苏彩红, 向娜, 林梅金. 基于 ABC 优化算法的神经网络水溶解氧预测[J]. *计算机仿真*, 2013, 30(11): 325 – 329.
Su Caihong, Xiang Na, Lin Meijin. Dissolved oxygen prediction based on artificial bee colony optimization algorithm and BP neural network[J]. *Computer Simulation*, 2013, 30(11): 325 – 329. (in Chinese)
- 9 缪新颖, 葛廷友, 高辉, 等. 基于神经网络和遗传算法的池塘溶解氧预测模型[J]. *大连海洋大学学报*, 2011, 26(3): 264 – 267.
Miao Xinying, Ge Tingyou, Gao Hui, et al. A prediction model for dissolved oxygen level in a fish pond based on combination of neural network and genetic algorithm[J]. *Journal of Dalian Ocean University*, 2011, 26(3): 264 – 267. (in Chinese)
- 10 Emamgholizadeh S, Kashi H, Marofpoor I, et al. Prediction of water quality parameters of Karoon River (Iran) by artificial intelligence-based models[J]. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 2014, 11(3): 645 – 656.
- 11 Heddam S. Modeling hourly dissolved oxygen concentration (DO) using dynamic evolving neural-fuzzy inference system (DENFIS)-based approach: case study of Klamath River at Miller Island Boat Ramp, OR, USA[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2014, 21(15): 9212 – 9227.
- 12 Liu S, Yan M, Tai H, et al. Prediction of dissolved oxygen content in aquaculture of *hyriopsis cumingii* using elman neural network[J]. *Computer and Computing Technologies in Agriculture V*, 2012, 370: 508 – 518.
- 13 Alvarez Meza A M, Daza Santacoloma G. Parameter selection in least squares support vector machines regression oriented, using generalized cross-validation[J]. *Dyna-Colombia*, 2012, 79(171): 23 – 30.
- 14 刘双印, 徐龙琴, 李振波, 等. 基于 PCA – MCAFA – LSSVM 的养殖水质 pH 值预测模型[J]. *农业机械学报*, 2014, 45(5): 239 – 246.
Liu Shuangyin, Xu Longqin, Li Zhenbo, et al. Forecasting model for pH value of aquaculture water quality based on PCA – MCAFA – LSSVM[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(5): 239 – 246. (in Chinese)
- 15 蔡纪鹤, 孙玉坤, 李蓓, 等. 基于 LS-SVM 的光伏最大功率跟踪控制方法[J]. *农业机械学报*, 2014, 45(增刊): 213 – 218.
Cai Jihe, Sun Yukun, Li Bei, et al. Research of MPPT control based on LS – SVM[J], *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(Supp.): 213 – 218. (in Chinese)
- 16 龚怀瑾, 毛力, 杨弘. 基于变尺度混沌 QPSO – LSSVM 的水质溶解氧预测建模[J]. *计算机与应用化学*, 2013, 30(3): 315 – 318.
Gong Huaijin, Mao Li, Yang Hong. Modeling of water dissolved oxygen forecasting based on LS – SVM by variable scale chaos QPSO[J]. *Computers and Applied Chemistry*, 2013, 30(3): 315 – 318. (in Chinese)
- 17 王成杰, 张森. 基于主成分和粒子群优化支持向量机的水质评价模型[J]. *环境工程学报*, 2014, 8(10): 4545 – 4549.
Wang Chengjie, Zhang Sen. Water quality evaluation mode based on principal component analysis and support vector machine optimized by PSO[J]. *Chinese Journal of Environmental Engineering*, 2014, 8(10): 4545 – 4549. (in Chinese)
- 18 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)
- 19 王雪松, 程玉虎, 郝名林. 一种支持向量机参数选择的改进分布估计算法[J]. *山东大学学报: 工学版*, 2009, 39(3): 7 – 10.
Wang Xuesong, Cheng Yuhu, Hao Minglin. Parameters selection of a support vector machine using an improved estimation of the distribution algorithm[J]. *Journal of Shandong University: Engineering Science*, 2009, 39(3): 7 – 10. (in Chinese)
- 20 Cong Jin, Shu Wei. Software reliability prediction model based on support vector regression with improved estimation of distribution algorithms[J]. *Applied Soft Computing*, 2014, 15: 113 – 120.
- 21 熊杨, 肖怀铁, 王伟. 基于 EDA – DP 的 LS – SVM 参数优化选择[J]. *计算机工程*, 2011, 37(14): 146 – 148.
Xiong Yang, Xiao Huaitie, Wang Wei. Optimal selection of LS – SVM parameter based on EDA – DP [J]. *Computer Engineering*, 2011, 37(14): 146 – 148. (in Chinese)