

DOI:10.11992/tis.201410018

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.tp.20150930.1556.022.html>

# 进化支持向量机模型及其在水质评估中的应用

钱云<sup>1,2</sup>, 梁艳春<sup>1</sup>, 翟天放<sup>3</sup>, 刘洪志<sup>4</sup>, 时小虎<sup>1</sup>

(1. 吉林大学 计算机科学与技术学院, 吉林 长春 130012; 2. 北华大学 电气信息工程学院, 吉林 吉林 132021; 3. 吉林省水利科学研究院, 吉林 长春 130022; 4. 吉林省计算中心 吉林省计算机技术研究所, 吉林 长春 130012)

**摘要:**水质评估模型是进行水质规划、环境水污染控制和环境管理的有效工具。利用遗传算法(GA)对支持向量机(SVM)分类算法的径向基核函数参数 $\sigma$ 和错分惩罚因子 $C$ 进行组合优化,建立进化支持向量机模型,并将该模型应用于水质评估中。将该模型分别应用于松花江松原段、松花江哈尔滨段、黄河甘肃段和吉林桦甸关门砬子水库的真实数据上进行测试。实验结果表明,提出的进化支持向量机水质评估模型在分类精度和泛化能力上较经典SVM方法都有所提高,表明了该方法的有效性。

**关键词:**水质评估模型;支持向量机(SVM);遗传算法(GA);径向基核函数;惩罚因子

**中图分类号:**TP391.4 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2015)05-0684-06

中文引用格式:钱云,梁艳春,翟天放,等. 进化支持向量机模型及其在水质评估中的应用[J]. 智能系统学报, 2015, 10(5): 684-689.

英文引用格式:QIAN Yun, LIANG Yanchun, ZHAI Tianfang, et al. Evolutionary support vector machine model and its application in water quality assessment[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2015, 10(5): 684-689.

## Evolutionary support vector machine model and its application in water quality assessment

QIAN Yun<sup>1,2</sup>, LIANG Yanchun<sup>1</sup>, ZHAI Tianfang<sup>3</sup>, LIU Hongzhi<sup>4</sup>, SHI Xiaohu<sup>1</sup>

(1. College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China; 2. College of Electrical and Information Engineering, Beihua University, Jilin 132021, China; 3. Jilin Water Resources Research Institute, Changchun 130022, China; 4. Computing Center of Jilin Province, Computer Technology Research Institute of Jilin Province, Changchun 130012, China)

**Abstract:** A water quality assessment model is an effective tool for water quality planning, environmental water pollution control and environment management. In this paper, an evolutionary support vector machine (SVM) model is developed by using genetic algorithm (GA) to combine and optimize the radial basis kernel function parameter  $\sigma$  and error penalty factor  $C$  of a SVM algorithm. This model is then extended to water quality assessment. To test the effectiveness of the proposed method, it is applied to a simulation on real data of the Songyuan and Harbin sections of the Songhua River, the Gansu section of the Yellow River, and the Jilin Huadian Guanmenlizi water reservoir. Simulation results show that, compared with the classical SVM method, the classification accuracy and generalization ability of the evolutionary support vector machine model for water quality assessment are improved.

**Keywords:** water quality assessment model; support vector machine (SVM); genetic algorithms (GA); radial basis kernel function; penalty factor

水是工业的血液、农业的命脉,随着世界人口的不断增长和经济的飞速发展,人类对水资源的需求量不断增加,工业废水和生活废水的排量与日俱增,对受纳水体的环境质量造成严重威胁,治理压力越

来越大。2006 年我国检测的 7 大水系的 197 条河流的 408 个断面中,Ⅰ类至Ⅲ类水质断面占 46%,Ⅳ、Ⅴ类占 28%,超Ⅴ类占 26%,地表水资源污染十分严重。

水质评估是以水域水质监测指标为基础,按照一定的评估标准对水环境水质进行评估,能够准确反映水域水质状况和水体污染情况,达到提前预测

收稿日期:2014-10-14. 网络出版日期:2015-09-30.

基金项目:吉林省科技发展计划项目(20130206003SF).

通信作者:时小虎. E-mail:shixh@jlu.edu.cn.

预警的目的。传统的水质评估方法主要有单因子评价法<sup>[1]</sup>、加权均值指数法<sup>[2]</sup>和内梅罗污染指数分析法<sup>[3]</sup>等。由于这些方法在水质评估中存在很多缺陷,往往导致评估结果与实际水质状况差距较大,因此很难满足水质评估的实际要求。如单因子指数法只能反映各个水质参数的污染程度,不能反映水资源整体污染状况,评估精度极低。加权均值指数法克服了参数多少不同的影响,但权值的确定存在不合理和主观性。内梅罗指数法只考虑单因子污染指数的平均值和最高值,过分强调最大浓度污染因子对水资源的影响,忽视了某些浓度小而危害大的污染因子,对水资源水质评价灵敏性不够高,难以区分水资源污染程度的差别。因而,人们在评价水资源污染状况时,试图寻找可以考虑多种水质指标且客观反映水质污染状况的方法。于是基于启发式的各种智能方法被广泛应用于水质评估领域,如基于主成分分析的方法<sup>[4-5]</sup>、基于信息熵的方法<sup>[6]</sup>、基于聚类的方法<sup>[7]</sup>和人工神经网络方法<sup>[8-11]</sup>等。这些方法多是基于统计学理论,要求被研究的样本规模充分大,而在实际问题中往往无法满足,导致了水质评估性能不能令人满意。支持向量机(support vector machine,SVM)方法与传统智能方法相比,不是仅仅以经验风险最小化为目标,而是以结构风险最小化为目标,仅以经验风险最小为约束条件,因此 SVM 方法特别适合于小样本分类,并具有全局寻优和泛化能力强等优点<sup>[12]</sup>。目前已有一些学者采用 SVM 方法进行水质污染预测与评价<sup>[13-14]</sup>,并且取得了很好效果。但由于传统 SVM 算法的参数选取多是依赖经验或人工反复尝试,通常很难选择到最佳的参数组合,存在分类效果因人而异、参数选择时间长等缺点,这在一定程度上限制了其应用和发展。

本文 SVM 的参数选择过程中引入遗传算法(genetic algorithms, GA),利用其较强的全局搜索能力进行参数优化,建立了一种进化 SVM 模型,并将所提出的模型应用于水质评估。为验证方法的有效性,将该模型分别应用于松花江松原段、松花江哈尔滨段、黄河甘肃段和吉林桦甸关门砬子水库的真实数据上进行测试。实验结果表明,建立的进化 SVM 水质评估模型在分类精度和泛化能力上较经典 SVM 方法和 BP 神经网络方法都有所提高。

## 1 进化 SVM 方法

### 1.1 SVM 方法

SVM 方法是 20 世纪 90 年代由 Vapnik 提出的,是建立在统计学习理论基础上的新方法<sup>[12]</sup>。其优化目标为结构风险最小化,能依靠有限样本信息实现模型复杂性和学习能力之间最佳折中。由于

SVM 方法适用于小样本分类问题,并具有全局最优性能和较好的泛化能力,因而在模式分类<sup>[15]</sup>和预测分析<sup>[16]</sup>等方面得到了广泛应用。

SVM 的基本理论是从二分类的问题提出的。设样本集 $\{\mathbf{x}_i, y_i\}, \mathbf{x} \in R^d, i=1, 2, \cdots, n$ , 其中  $n$  为样本个数; $d$  为样本向量  $\mathbf{x}_i$  的维数; $y_i \in \{-1, 1\}$ , 代表分类类别。如果数据为线性可分的,则存在超平面将 2 组数据分开,如图 1 所示。

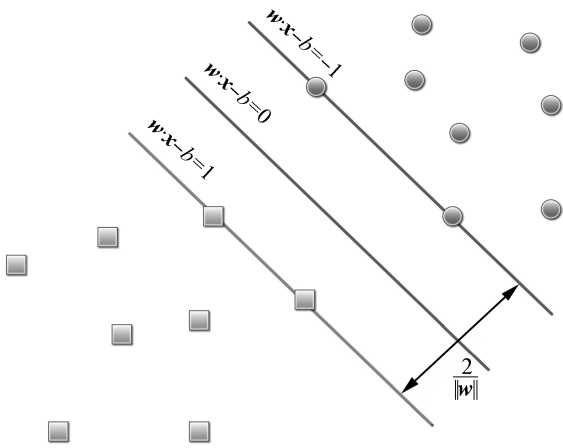


图 1 最优超平面示意图

Fig.1 Sketch diagram of optimal hyperplane

设超平面为

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b = 0$$

式中: $\mathbf{x}$  是超平面上的点, $\mathbf{w}$  是超平面的法向量, $b$  是截距。显然,这样的超平面有无穷多,而希望找到距离 2 类样本点最远的那个,即所谓的“最优超平面”。分别约束 2 类点中距离该平面最近的点(支持向量)满足  $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b = 1$  和  $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b = -1$ , 于是求解最优超平面问题转化为如下有约束优化问题:

$$\min_{\mathbf{w}, b} \|\mathbf{w}\|^2, \text{ s.t. } y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b) \geq 1 \quad i = 1, 2, \cdots, N$$
式中: $N$  为样本总个数。通过一系列求解,最终可以得到最优超平面为

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + b$$

式中: $\alpha_i$  为引入的 Lagrange 乘子。进一步,通过引入软间隔概念,即在约束条件中加入松弛因子,可允许少量样本被错分,于是上述优化问题变为

$$\min_{\mathbf{w}, b} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_i \xi_i,$$

$$\text{s.t. } y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b) \geq 1 - \xi_i \quad i = 1, 2, \cdots, N$$

式中: $\xi_i$  为需优化的松弛因子, $C$  是常量,为惩罚因子。另一方面,当样本为非线性可分时,假定有某一高维空间,当样本由原始低维空间映射到该高维空间(映射函数为  $\mathbf{Y} = \Phi(\mathbf{X})$ ) 后样本为线性可分,则可以在高维空间中求解得到最优超平面,即

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i (\Phi(\mathbf{x}_i) \cdot \Phi(\mathbf{x})) + b$$

为避免低维空间到高维空间映射的复杂运算,用低维空间的核函数代替高维空间中的内积运算,即若有  $K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \Phi(\mathbf{x}) \cdot \Phi(\mathbf{y})$ , 得到的超平面为

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b$$

在 SVM 中,核函数的选取对算法的效果有重要影响,常用的核函数类型主要有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数和 Sigmoid 核函数等,其中最常用的是径向基核函数,其形式为

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

## 1.2 进化 SVM 模型

惩罚系数  $C$  和核函数中的参数,如径向基中的宽度  $\sigma$  的选取是 SVM 算法中较为关键的问题。但是如何选取最佳的 SVM 参数一直没有一个统一的方法,这在很大程度上限制了它的实际应用。本文采用 GA 方法进行 SVM 的参数选取,即惩罚系数  $C$  和径向基函数宽度  $\sigma$  的选取。主要过程如下:

1) 编码。在对 SVM 2 个参数的组合进行优化时,RBF 核函数参数  $\sigma$  和惩罚因子  $C$  取值范围采用二进制编码,编码分别为  $m_1$  位和  $m_2$  位的二进制串,将  $m_1+m_2$  位二进制编码组合就得到个体染色体基因串,个体染色体基因串结构如图 2 所示。

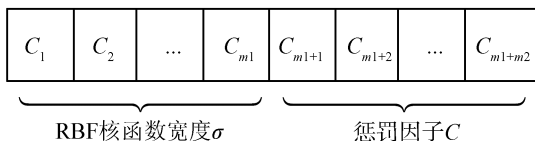


图 2 染色体结构

Fig.2 Structure of chromosome

2) 适应度评价函数。本文采用 5 折交叉验证法进行训练,即将训练样本分成 5 份,每次随机选择 4 份进行训练,另外 1 份用作验证集。GA 的适应度通过验证集的误差进行定义,即

$$F(\sigma, C) = \frac{1}{\sum_{i=1}^m (y_i - f(\mathbf{x}_i))^2 + \varepsilon}$$

式中:  $\varepsilon$  是一个比较小的数,防止分母为零。

3) 选择操作。本文采用基于排序的选择方案,按照适应度值对种群内的全部  $P$  个个体进行排序,第  $i$  个个体被选择的概率为

$$p_i = c(1 - c)^{i-1}$$

式中:  $c$  为排序第 1 的个体的选择概率,其选择需满足

$$\sum_{i=1}^P p_i = \sum_{i=1}^P c(1 - c)^{i-1} = 1$$

4) 交叉和变异操作。在选择操作中用于繁殖下一代的个体中,对 2 个不同染色体相同位置上的基因以交叉概率  $p_c$  进行交换,从而产生新的染色体。变异算子以一定的变异概率  $p_m$  随机改变字符串某个位置上的值,随机将二进制编码基因串某个位置 0 变为 1,或将 1 变为 0。交叉概率  $p_c$  和变异概率  $p_m$  按照文献[17]的算法进行选择,使  $p_c$  和  $p_m$  能够随适应度自动改变。

算法的流程如图 3 所示。

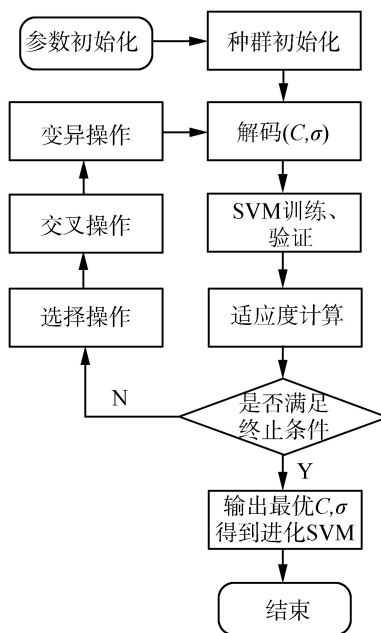


图 3 进化 SVM 流程

Fig.3 Flowchart of evolutionary SVM

## 2 实验结果及分析

### 2.1 实验数据

本文的实验数据来自松花江松原段、松花江哈尔滨段、黄河甘肃段和吉林桦甸关门砬子水库日常水质监测数据,主要水质监测项目有 pH、溶解氧(dissolved oxygen, DO)、高锰酸盐指数(permanganate index, PI)、化学需氧量(chemical oxygen demand, COD)、生化需氧量(biochemical oxygen demand, BOD)、氨氮、总磷(total phosphorus, TP)、总氮(total phosphorus, TN)、挥发酚(volatile phenol, VP)、石油类和大肠种群等。剔出由于各种原因造成的缺失数据,其样本数、监测位置和监测项目详细信息如表 1 所示。其中松花江松原段选择 2002 年至 2006 年连续 5 年的每年丰水期、平水期和枯水期 3 个时段的水质监测数据;松花江哈尔滨段选择 2012 年 2 月至 10 月连续 9 个月的 4 个断面、2 个监测点,每月 1 次的水质监测数据;黄河甘肃段选择 2010 年全年 18 个监测断面,每月 1 次的水质监测

数据;吉林桦甸关门砬子水库选择 2014 年 7 月到 2015 年 8 月每天 6 次水质监测数据。水质评价执行地面水环境质量标准 GB3838-2002,水质级别执行 5 级标准<sup>[18]</sup>。

表 1 实验数据详细信息

Table 1 The detailed information of the experimental data

数据来源	样本数	监测位置	监测项目
松花江松原段	45	松原牧场、西大嘴子、泔水缸	COD、BOD、氨氮、VP、石油类
松花江哈尔滨段	57	三家子、二水源、水泥厂、大亮子、金河湾湿地、呼兰河口	pH、DO、PI、COD、BOD、氨氮、TP、TN、粪大肠菌群
黄河甘肃段	161	扶河桥、包兰桥、什川桥、靖远桥、五佛寺、德高桥、地沟桥、折桥、曳湖峡、玉井、洮园桥、涅水桥、桦林、伯阳桥、葡萄园、平镇桥、拦洪坝、宁县桥头	COD、氨氮、TP、VP、粪大肠菌群
桦甸关门砬子水库	2 142	桦甸关门砬子水库	DO、PI、氨氮、TP、TN

2.2 进化 SVM 的参数选择

本文选取每组数据源中 2/3 的数据作为训练样本,1/3 的数据作为测试样本,训练过程采用 5 折交叉验证。水质监测指标作为输入向量,水质级别作为输出向量,核函数选用常用的 RBF 函数。采用 1.2 节提出的方法对 SVM 的参数进行寻优,4 个数据集的进化代数与适应度关系曲线分别如图 4~7 所示,当惩罚因子  $C$ 、RBF 核函数参数  $\sigma$  和交叉确认准确率分别取表 2 中的数值时,SVM 分类精度和泛化能力最佳。

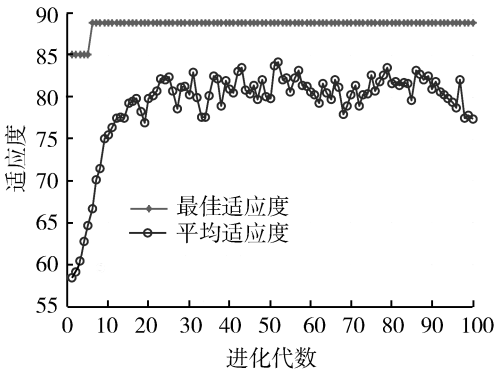


图 4 松花江松原段 GA 适应度曲线

Fig.4 GA fitness curves on Songyuan section, Songhua River

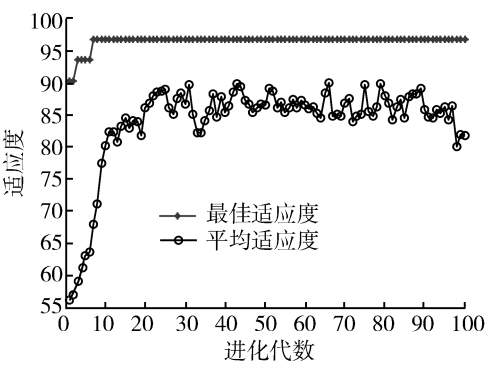


图 5 松花江黑龙江段 GA 适应度曲线

Fig.5 GA fitness curves on Heilongjiang section, Songhua River

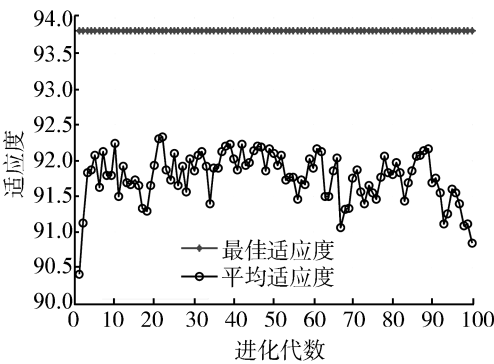


图 6 黄河甘肃段 GA 适应度曲线

Fig.6 GA fitness curves on Gansu section, Yellow River

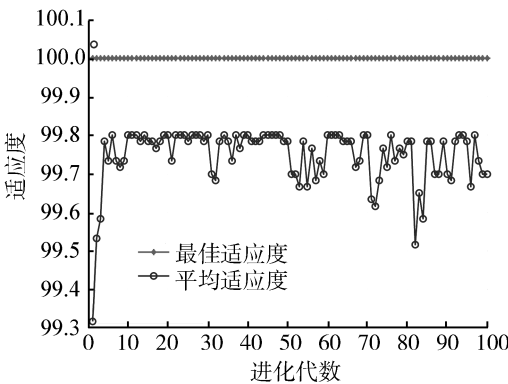


图 7 桦甸关门砬子水库 GA 适应度曲线

Fig.7 GA fitness curves on HuaDian Guanmenlazi dam

表 2 最佳参数

Table 2 The optimal parameters

数据来源	$C$	$\sigma$	交叉确认准确率/%
松花江松原段	2.549 3	3.304 9	88.888 9
松花江哈尔滨段	1.400 1	3.215 3	96.774 2
黄河甘肃段	2.285 1	289.598 2	93.814 4
桦甸关门砬子水库	0.162 975	58.629 9	100



2.3 水质评价结果

为验证本文方法的有效性,将其结果与经典 SVM 的结果进行了比较。经典 SVM 选择目前被广泛使用的台湾大学林智仁教授开发的免费软件包 LIBSVM<sup>[19]</sup>进行计算。算法中的主要参数均采用默认值,即惩罚因子  $C=1$ ,RBF 核函数参数  $\sigma$  取样本数据属性数的倒数。进化 SVM 算法中的惩罚因子  $C$  和 RBF 核函数参数  $\sigma$  按表 2 取值。水质评估结果如表 3 所示。由表 3 可以看出,进化 SVM 水质评价模型的识别精度较经典 SVM 水质评价模型分别提高 16.7%、12.5%、33.3%和 6.7%,较 BP 神经网络方法分别提高 7.7%、0%、1.7%和 40.9%,这说明本文方法具有良好的分类精度和泛化性能。

表 3 水质评价结果

Table 3 The results of water quality assessment %				
方法	松花江松 原段	松花江 哈尔滨段	黄河 甘肃段	桦甸关门 砬子水库
BP	72.22	85.71	92.19	67.04
经典 SVM	66.67	76.19	70.31	88.52
进化 SVM	77.78	85.71	93.75	94.44

3 结束语

本文建立的进化 SVM 模型采用的对 SVM 的惩罚因子  $C$  和 RBF 核函数参数  $\sigma$  进行参数优化,对比经典 SVM 方法具有一定的优势。将其应用于水质评估问题中,实验结果表明该方法可获得较传统算法更好的精度。本文为水质综合评估提供了一条新途径,对及时掌握流域水污染状况和水文特征具有重要意义。

参考文献:

[1] 朱灵峰,王燕,王阳阳,等. 基于单因子指数法的海浪河水质评价[J]. 江苏农业科学, 2012, 40(3): 326-327.  
ZHU Lingfeng, WANG Yan, WANG Yangyang, et al. Water quality assessment of Hailang River using single factor index method[J]. Journal of Jiangsu Agricultural Sciences, 2012, 40(3): 326-327.

[2] 张龙江. 水质评价的模糊综合评判——加权平均复合模型应用[J]. 环境工程, 2001, 19(6): 53-55.  
ZHANG Longjiang. Application of fuzzy comprehensive judgement and weighted average models to water quality assessment[J]. Environmental Engineering, 2001, 19(6): 53-55.

[3] 钱天鸣,余波. 内梅罗污染指数在运河水质评价中的应用[J]. 环境污染与防治, 1999, 21(增刊): 67-68, 71.  
QIAN Tianming, YU Bo. Application of the canal water quality evaluation using Nemerow pollution index[J]. Envi-

ronmental Pollution & Control, 1999, 21(S): 67-68, 71.

[4] 张召跃,王海燕,朱灵峰,等. 主成分分析法在水节霉生长水体水质评价中的应用[J]. 环境工程学报, 2011, 5(5): 1035-1040.  
ZHANG Zhaoyue, WANG Haiyan, ZHU Lingfeng, et al. Application of principal component analysis in quality evaluation of water body with Leptomitius lacreus growth[J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2011, 5(5): 1035-1040.

[5] 李凤超,刘存歧,管越强,等. 应用多元分析方法评价白洋淀水质现状[J]. 河北大学学报: 自然科学版, 2006, 26(4): 405-410.  
LI Fengchao, LIU Cunqi, GUAN Yueqiang, et al. Evaluating current water quality of Baiyangdian Lake by using multi-variate analysis[J]. Journal of Hebei University: Natural Science Edition, 2006, 26(4): 405-410.

[6] LIU L, ZHOU J Z, AN X L, et al. Using fuzzy theory and information entropy for water quality assessment in Three Gorges region, China[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(3): 2517-2521.

[7] 张萌,倪乐意,谢平,等. 基于聚类 and 多重评价法的河流质量评价研究[J]. 环境科学与技术, 2009, 32(12): 178-185.  
ZHANG Meng, NI Leyi, XIE Ping, et al. Water quality assessment of a large river based on multiple assessment method and cluster analysis[J]. Environmental Science & Technology, 2009, 32(12): 178-185.

[8] WEN C G, LEE C S. A neural network approach to multiobjective optimization for water quality management in a river basin[J]. Water Resources Research, 1998, 34(3): 427-436.

[9] 黄胜伟,董曼玲. 自适应变步长 BP 神经网络在水质评价中的应用[J]. 水利学报, 2002, (10): 119-123.  
HUANG Shengwei, DONG Manling. Application of adaptive variable step size BP network to evaluate water quality[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2002, (10): 119-123.

[10] 罗定贵,王学军,郭青. 基于 MATLAB 实现的 ANN 方法在地下水水质评价中的应用[J]. 北京大学学报: 自然科学版, 2004, 40(2): 296-302.  
LUO Dinggui, WANG Xuejun, GUO Qing. The application of ANN realized by MATLAB to underground water quality assessment[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2004, 40(2): 296-302.

[11] 曹艳龙,汪西莉,周兆永. 基于 BP 神经网络的渭河水质评价方法[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(22): 5910-5912, 5916.  
CAO Yanlong, WANG Xili, ZHOU Zhaoyong. Water quality assessment method of Wei river based on BP neural network[J]. Computer Engineering and Design, 2008, 29(22): 5910-5912, 5916.

[12] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer Verlag, 1995: 267-290.

[13] XIANG Y R, JIANG L Z. Water quality prediction using LS-SVM with particle swarm optimization[C]//Second International Workshop Discovery and Data Mining. Moscow, Russia, 2009: 901-904.

[14] SINGH K P, BASANT N, GUPTA S. Support vector machines in water quality management[J]. Analytica Chimica Acta, 2011, 703(2): 152-162.

[15] 张艳秋, 王蔚. 利用遗传算法优化的支持向量机垃圾邮件分类[J]. 计算机应用, 2009, 29(10): 2755-2757.

ZHANG Yanqiu, WANG Wei. E-mail classification by SVM optimized with genetic algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2009, 29(10): 2755-2757.

[16] SAINI L M, AGGARWAL S K, KUMAR A. Parameter optimisation using genetic algorithm for support vector machine-based price-forecasting model in National electricity market[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2010, 4(1): 36-49.

[17] SRINIVAS M, PATNAIK L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithm[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, 1994, 24(4): 656-667.

[18] 中国环境科学研究院. GB3838\_2002 地表水环境质量标准[S]. 北京: 中国环境科学出版社, 2002.

China Environmental Science Research Institute. GB3838\_2002 The surface water environment quality standard[S]. Beijing: China Environmental Science Press, 2002.

[19] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 27.

作者简介:



钱云,女,1972 年生,副教授,主要研究方向为智能计算及应用。发表学术论文 10 余篇,其中被 SCI 检索 2 篇。



梁艳春,男,1953 年生,教授。主要研究方向为智能计算、文本挖掘、生物信息学。发表学术论文 300 余篇,其中被 SCI 检索 100 余篇。



翟天放,男,1980 年生,工程师,主要研究方向为水利信息化。

第二届大数据、物联网以及智能国际会议

The Second International Conference on Big-data, Internet of things,  
and Zero-size Intelligence

You are invited to participate in the Second International Conference on Big-data, Internet of things, and Zero-size intelligence (BIZ2016) that will be held in Manchester, United Kingdom, on July 26-28, 2016. The event will be held over three days, with presentations delivered by researchers from the international community, including presentations from keynote speakers and state-of-the-art lectures.

Important Dates:

- Submission Deadline: June 26, 2016
- Notification of Acceptance: July 5, 2016 or 4 weeks from the submission date
- Camera Ready Submission: Open until July 16, 2016
- Registration Deadline: Open until July 16, 2016
- Conference Dates: July 26-28, 2016

Website: <http://sdiwc.net/conferences/biz2016/>