

支持向量机在地下水水质评价中的应用

陈 琳¹, 刘俊民¹, 刘小学²

(1 西北农林科技大学 水利与建筑工程学院, 陕西 杨凌 712100; 2 陕西省地下水监测管理局, 陕西 西安 710003)

[摘要] **【目的】**针对地下水水质评价中影响因素的模糊性和各因素与评价等级之间的不确定性等问题,采用支持向量机模型进行地下水水质评价研究,改进地下水水质评价方式。**【方法】**应用非线性支持向量机模型中的分类支持向量机,选用 Gauss 核函数,以羊毛湾灌区部分水井的水质资料为研究对象,进行地下水水质评价,并利用综合指数法和 BP 人工神经网络法对评价结果进行验证。**【结果】**羊毛湾灌区水质评价结果显示,该区地下水资源已被污染,需要进行保护性开发。3 种方法的评价结果较为相似,但相较于综合指数法,支持向量机计算速度较快,易于通过计算机实现;相较于标准 BP 人工神经网络模型,支持向量机的评价精度较高,收敛速度较快,且所需参数较少。**【结论】**支持向量机能将复杂的非线性问题转化为线性问题,从而有效地避免过学习问题,并且拥有极大的泛化能力和对小样本问题的处理能力,可有效提高地下水水质评价精度,简化评价过程,为地下水水质评价提供了一条新思路。

[关键词] 支持向量机;地下水;水质评价

[中图分类号] P641.8

[文献标识码] A

[文章编号] 1671-9387(2010)11-0221-06

Application of Support Vector Machine in the groundwater quality evaluation

CHEN Lin¹, LIU Jun-min¹, LIU Xiao-xue²

(1 College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China;

2 Monitoring of Groundwater Resources in Shaanxi Province Administration, Xi'an, Shaanxi 710003, China)

Abstract: **【Objective】**Owing to the fuzziness of the affecting factors and uncertain relationship between the factors and groundwater quality levels, the theory of Support Vector Machine(SVM) is introduced to study the groundwater evaluation, so that the groundwater quality evaluation, and the development and utilization of groundwater resources of Yangmaowan Irrigated Area could be improved. **【Method】**Choosing the Classified-Support Vector Machine(C-SVM) and Gauss kernel function, using the data of Yangmaowan Irrigated Area, groundwater quality is evaluated. And the result is compared with the one of Synthetical Index Method and BP Artificial Neural Network (BP ANN). **【Result】**From the result of groundwater quality evaluation of Yangmaowan Irrigated Area, we can see that, the groundwater should be protective development. The results from 3 different methods are similar, but comparing with Synthetical Index Method, the calculation of SVM is faster and easier to achieve on the computer; and comparing with standard BP ANN, SVM is more accurate, faster, and need fewer parameters. **【Conclusion】**The method based on SVM can translate nonlinearity to linearity, so it can avoid over-fitting problem. Besides, it also has better generalization ability and handling ability with small sample data. Apparently, it can also improve the accuracy effectively and simplify the calculation. Overall, SVM is a new way to evaluate the groundwa-

* [收稿日期] 2010-04-07

[基金项目] 国家科技支撑计划项目(2006BAD11B05); 国家自然科学基金项目(50879071)

[作者简介] 陈 琳(1986—), 女, 陕西西安人, 在读硕士, 主要从事水资源利用与管理研究。E-mail: lincen@nwsuaf.edu.cn

[通信作者] 刘俊民(1953—), 男, 陕西咸阳人, 教授, 博士生导师, 主要从事水文与水资源研究。E-mail: jmlslx@yahoo.com.cn

ter quality.

Key words: SVM; groundwater quality; water quality evaluation

水质是评判水体环境质量的一个重要指标,对水资源的利用具有重要意义。地下水水质评价主要是根据水体的物质组成以及评价标准,分析地下水水质状况的时空分布规律,为地下水水资源的规划、开发、利用和管理提供依据。由于影响地下水水质的因素很多,因此,不同时段、不同区域水体水质影响因素的权重也各不相同;而且由于各因素的随机性和模糊性,以及它们与水质等级之间复杂的非线性关系,这都加大了地下水水质评价的难度。因而,地下水水质评价一直没有一个统一的方法,研究建立一种简便、精确的地下水水质评价方法,无疑具有重要的实际意义。

近年来,通过国内外学者的研究^[1-2],水质评价方法日益丰富和完善,除对传统单因子评价法、综合指数法等方法进行不断改进^[3-4]外,还提出了人工神经网络^[5]、灰色聚类分析^[6]、物元可拓法^[7]等一系列新的方法。但是这些方法或针对性较强,或精度有限,或所需参数较多,并不能很好地适应各种水体环境,为此,作者拟引入支持向量机模型评价地下水水质。近几年,虽然支持向量机的理论已较为完善,应用范围不断扩大,但在水质评价领域,其应用还停留在采用二分类方式或以二分类方式为基础的改进方法^[8-9]上,并不能很好地适应多级水质评价问题,因而评价过程较为复杂、准确率有限。本研究以支持向量机理论为基础,建立地下水水质及其主要影响因素之间的多分类支持向量机模型,旨在简化地下水评价方式,提高地下水水质评价精度,为地下水水质评价提供新途径。同时,本研究以羊毛湾灌区为例,通过对灌区地下水水质的评价,以期全面了解灌区地下水现状,为灌区地下水资源开发规划及政策法规的制定提供理论依据。

1 支持向量机

支持向量机(Support Vector Machine, SVM),是 20 世纪 90 年代由 Vapnik^[10]开发的一种通用的前馈性、有导师学习网络,其具有很好的模式分类、识别和非线性映射能力,与标准人工神经网络模型相比,能解决过学习问题,并且具有极大的泛化能力。目前,支持向量机已广泛应用于模式分类、回归和预测等各类问题,并表现出巨大的优势和良好的前景^[11-14]。

支持向量机是基于统计学原理,通过建立最优决策超平面对样本进行识别的,主要是通过对“支持向量”的识别,从而得到全局最优解。该方法能有效避免人工神经网络模型进行模式分类时的不确定性,极大地提高了网络的分类精确度及可信度。

1.1 线性支持向量机^[15]

对于线性可分问题,通常是系统在空间内随机产生一个超平面,通过修改参数使其不断地移动、变化,当超平面能够将训练后集中分属于不同类别的样本点所在的区域划分开时,分类即告完成,此时的超平面就是模型分类的界限。显然,这种分类方式是随机地、试探性地寻找分类超平面,并不能保证结果的最优性和唯一性。

而支持向量机建立的分类超平面是在保证分类精度的同时,使超平面两侧的空白区域最大化,从而实现对线性可分问题的最优分类。也就是说,分别对支持向量,即训练集中最靠近分类决策面的最难分类的样本点计算欧氏距离,在保证分类完成的基础上,使所有样本点的欧氏距离之和最大的超平面就是最优分类超平面,因此,该超平面是唯一的。

1.1.1 线性可分数据 设有 P 个线性可分数据样本 $(\mathbf{X}^p, d^p)$,对任一输入样本 $\mathbf{X}^p$,对应的期望输出为 $d^p = \pm 1$ (分别代表不同分类),则分类超平面的方程为:

$$\mathbf{W}^T \mathbf{X} + b = 0. \tag{1}$$

式中: $\mathbf{W}$ 为权值向量; $\mathbf{X}$ 为输入变量; b 为偏置,相当于人工神经网络的负阈值。

通过归一化处理,所有训练样本都应满足:

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_0^T \mathbf{X}^p + b_0 &\geq 1, \text{ 当 } d^p = +1, \\ \mathbf{W}_0^T \mathbf{X}^p + b_0 &\leq -1, \text{ 当 } d^p = -1, \end{aligned} \quad p=1, 2, \dots, P. \tag{2}$$

式中: $\mathbf{W}_0$ 为初始权值向量, b_0 为初始偏置。

由于位置特殊,支持向量在确定最优超平面中起着决定性作用。根据几何知识可以得到支持向量到最优超平面的代数距离为:

$$r = \frac{g(\mathbf{X}^s)}{\|\mathbf{W}_0\|} = \begin{cases} \frac{1}{\|\mathbf{W}_0\|} d^s = +1, & \mathbf{X}^s \text{ 在最优超平面的正面;} \\ -\frac{1}{\|\mathbf{W}_0\|} d^s = -1, & \mathbf{X}^s \text{ 在最优超平面的负面。} \end{cases} \tag{3}$$

式中: $\mathbf{X}^s$ 为支持向量; d^s 为支持向量的期望输出;

$g(\mathbf{X})$ 为判别函数,且 $|g(\mathbf{X}^S)|=1$ 。

由此可知,最优超平面的建立问题就转化成了求解合适的权值向量 $\mathbf{W}$ 和偏置 $\mathbf{b}$,使其在满足式(2)的条件下,使式(3)达到最大。

通过 Lagrange 变换后,由 KuhnTucker 定理可得:

权值向量 $\mathbf{W}$ 为: $\mathbf{W}_0 = \sum_{p=1}^P \alpha_0 p d^p \mathbf{X}^p$ 。 (4)

偏置 $\mathbf{b}$ 为: $\mathbf{b}_0 = 1 - \mathbf{W}_p^T \mathbf{X}^S$ 。 (5)

最优分类判别函数为:

$f(\mathbf{X}) = \text{sgn}[\sum \alpha_0 p d^p (\mathbf{X}^p)^T \mathbf{X} + \mathbf{b}_0]$ 。 (6)

式中: $\alpha_0 p$ 为第 p 个数据样本的初始 Lagrange 系数。

1.1.2 线性不可分数据 对于线性不可分数据,引入松弛变量 ξ_p ,度量样本点对线性可分理想条件的偏离程度。则式(2)可变换为:

$d_p(\mathbf{W}^T \mathbf{X}^p + \mathbf{b}) \geq 1 - \xi_p, p=1, 2, \dots, P$ 。 (7)

进行相同变换可知, $\mathbf{W}$ 和 $\mathbf{b}$ 的最优计算式以及最优分类判别函数的表达式与线性可分数据的结果一致。

1.2 非线性支持向量机

对于非线性问题,支持向量机主要是依据 Cover 定理^[16],通过内积核函数^[17],将输入向量映射到高维特征向量空间。理论上,只要特征空间的维数足够高并且选择合适的映射函数,那么,非线性问题就可以在该高维特征空间内转化为线性问题,从而构造最优分类超平面。

设 $\mathbf{X}$ 为 N 维空间的输入向量, Φ 为 $\mathbf{X}$ 在 M 维

空间的映射向量。同线性向量机理论,在 M 维特征空间构建分类超平面,有:

$\sum_{m=1}^M w_m \varphi_m(\mathbf{X}) + b = 0$ 。 (8)

式中: φ_m 为 Φ 的第 m 个分量,即 $\Phi(\mathbf{X}) = [\varphi_1(\mathbf{X}), \varphi_2(\mathbf{X}), \dots, \varphi_m(\mathbf{X})]$; w_m 为映射权值; b 为偏置。

经过变换可得:

$\mathbf{W} = \sum_{p=1}^P \alpha_p d^p \Phi(\mathbf{X}^p)$ 。 (9)

式中: α_p 为第 p 个数据样本的 Lagrange 系数。

将式(9)代入特征空间可得:

$\sum_{p=1}^P \alpha_p d^p \Phi^T(\mathbf{X}^p) \Phi(\mathbf{X}) = 0$ 。 (10)

式(10)就是特征空间分类超平面的表达式。由于 Lagrange 系数 α_p 和数据样本 d^p 易于得到,因而该表达式主要取决于 $\Phi^T(\mathbf{X}^p)$ 和 $\Phi(\mathbf{X})$ 的内积 $\Phi^T(\mathbf{X}^p) \Phi(\mathbf{X})$ 。若令内积核函数(简称核函数)为:

$K(\mathbf{X}, \mathbf{X}^p) = \Phi^T(\mathbf{X}^p) \Phi(\mathbf{X}) = \sum_{m=1}^M \varphi_m^T(\mathbf{X}^p) \varphi_m(\mathbf{X}), p=1, 2, \dots, P$ 。 (11)

则在特征空间建立超平面时,只需寻找合适的核函数 $K(\mathbf{X}, \mathbf{X}^p)$ 直接构建,而无需考虑内积 $\Phi^T(\mathbf{X}^p) \Phi(\mathbf{X})$ 和 φ 的具体形式。核函数的选择可参考 Mercer 定理^[18]。

通过核函数的变换,将样本点映射到特征空间后,可参照线性支持向量机的方法,直接或利用松弛变量在特征空间建立最优分类超平面,这里不再赘述。水质评价支持向量机网络模型的结构见图 1。

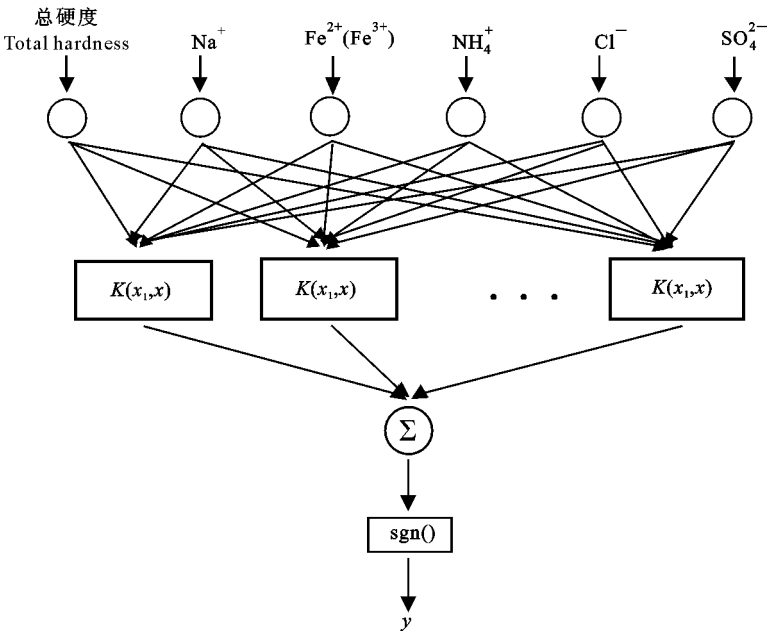


图 1 水质评价的支持向量机网络模型

Fig. 1 Support Vector Machine (SVM) model

2 实 例

羊毛湾灌区位于黄土台原,肩负着(1.3~2.0)万 hm² 耕地的灌溉任务,及约 25 万人的生计和百万人的吃饭问题,因此,该灌区的水资源问题显得尤为重要^[19]。由于当地地表水资源缺乏,加大地下水资源的开发无疑是解决灌区水资源缺乏问题的重要途径之一。

Table 1 Groundwater quality evaluation standard of Yangmaowan Irrigated Area							mg/L
水质污染等级 Water pollution level	总硬度 Total hardness	Na ⁺	Fe ²⁺ (Fe ³⁺)	NH ₄ ⁺	Cl ⁻	SO ₄ ²⁻	
I	≤150	≤100	≤0.1	≤0.2	≤50	≤50	
II	150~250	100~150	0.1~0.2	0.2~0.5	50~200	50~200	
III	250~400	150~200	0.2~0.3	0.5~1.0	200~300	200~300	
IV	400~500	200~300	0.3~0.4	1.0~1.5	300~400	300~400	
V	≥500	≥300	≥0.4	≥1.5	≥400	≥400	

选用羊毛湾灌区共 25 口测井的资料,以 20 口测井数据作为训练集、5 口测井资料作为测试集,以

针对羊毛湾灌区地下水的水质特点及实测指标,选用总硬度、Na⁺、Fe²⁺ (Fe³⁺)、NH₄⁺、Cl⁻ 和 SO₄²⁻ 等离子共 6 项作为地下水评价指标,并参照国家生活饮用水检验规范(2001 年)、世界卫生组织规定的饮用水标准以及地下水环境质量标准(GB/T 14848—93),将地下水水质评价等级分为 5 级,其评价标准如表 1 所示。

Table 2 Water quality monitoring data of Yangmaowan Irrigated Area							mg/L
井号 Number	总硬度 Total hardness	Na ⁺	Fe ²⁺ (Fe ³⁺)	NH ₄ ⁺	Cl ⁻	SO ₄ ²⁻	
368	181.0	75.0	0.06	1.0	65.9	89.3	
370	38.3	154.0	0.80	1.1	41.8	472	
371	117.0	71.5	0.30	0.3	13.8	34.1	
372	26.2	123.0	0.20	0.6	182.0	52.4	
512	158.0	8.8	0.56	0.1	10.3	19.2	

具体建模过程如下:
1)数据归一化。将训练集和测试集中的数据按式(12)进行归一化,使其转化为 0~1 之间的数。

$$X=\frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}}。$$

(12)

式中:X 为规一化后的数据,x 为原始数据,x_{min}、x_{max} 分别为集合中的最小、最大值。

2)模型结构。模型以 6 项水质指标为输入,水质评价级别为输出;支持向量机类型采用 C-SVM (分类支持向量机)。

3)核函数确定。根据试验,核函数选用 Gauss 核函数^[20],其表达式为:

$$K(X,X^p)=\exp\left(-\frac{|XX-X^p|}{2\sigma^2}\right)。$$

(13)

式中,σ 为宽度参数,控制核函数的径向作用范围,设定为默认值^[21],即 σ²=1。

4)确定支持向量及相关参数。根据模型的种类和数据情况,确定支持向量机模型的参数。首先,依据试算结果,设定模型的规范化参数 C=100。其次,由式(3)、式(5)计算非零且小于规范化参数 C 的 La-

MATLAB6.5 为计算平台,建立多分类支持向量机模型,其中测试集测井的监测数据见表 2。

grange 系数,则该系数所对应的样本即为支持向量。
5)建立分类模型。以 MATLAB6.5 为平台,分别以 1、2、3、4、5 代表 I、II、III、IV、V 级水质,利用训练集对模型进行训练,建立羊毛湾灌区地下水水质评价的多分类支持向量机模型。最后利用测试集对模型进行校核,输出结果见表 3。同时,采用综合指数法和人工神经网络模型进行评价。综合指数法^[22]选用尼梅罗污染指数法,对测试集中所有样本分别计算综合污染指数,并判断其水质等级。人工神经网络模型^[23]也是建立在 MATLAB6.5 平台上,本研究选用 3 层标准 BP 人工神经网络,节点数分别为 6:20:1,训练集和测试集样本的选取同支持向量机模型,并分别以 1、2、3、4、5 代表 I、II、III、IV、V 级水质,训练误差设定为 10⁻⁵,其他参数均采用 rand()命令随机得到,模型评价结果为与输出结果最接近的水质等级。综合指数法、人工神经网络法评价结果见表 3。由表 3 可知,3 种方法的评价结果均显示,羊毛湾灌区地下水水资源已经遭受到不同程度的污染,且部分地区地下水资源污染严重,需

要进行保护性开发,应结合各用水部门有效地保护地下水资源,防止地下水水质进一步恶化。

表 3 不同方法地下水水质评价结果的比较

Table 3 Comparasion of different methods for the assessment of groundwater quality

评价方法 Method	项目 Item	井号 Number of well				
		368	370	371	372	512
综合指数法 Synthetical index method	数值 Result	1.09	2.87	1.06	0.81	1.91
	污染等级 Water pollution level	Ⅲ	V	Ⅲ	Ⅱ	Ⅳ
BP 人工神经网络 BP ANN	数值 Result	3.21	5.49	3.31	3.24	5.33
	污染等级 Water pollution level	Ⅲ	V	Ⅲ	Ⅲ	V
支持向量机 SVM	数值 Result	3	5	3	2	4
	污染等级 Water pollution level	Ⅲ	V	Ⅲ	Ⅱ	Ⅳ

3 讨 论

本研究结果表明,采用支持向量机模型评价方法与模糊综合评价法的结果相符,说明将支持向量机用于地下水水质评价是可行的。并且相较于模糊综合评价,支持向量机模型可以较为方便地利用计算机程序实现,使用更加简单、方便。由于用支持向量机评价水质时,全程均可编写程序自动计算、分类、评价,因而该方法更为智能,计算速度也更快。

将支持向量机模型与 BP 人工神经网络模型的评价结果进行对比可以看出,支持向量机模型的评价精度略高于 BP 人工神经网络模型。同时,在 BP 人工神经网络模型的训练过程中,由于训练样本过小、随机产生的参数不合适等原因,有时会输出误差较大的结果(图 2),这严重影响了评价精度和可信度;而支持向量机模型却未发生类似情况,可见,支持向量机模型对小样本数据具有较好的处理能力。在训练过程中,BP 人工神经网络的训练次数也较支持向量机大,收敛速度相对较慢。不仅如此,BP 人工神经网络通常需要设定隐含层层数和节点数、学习率、训练误差、训练次数等多个参数,而支持向量机的参数则较少,因而模型建立过程较为简单。

虽然支持向量机的基本理论和原理已经较为完善,但其实现过程还存在很多难点^[24-25],尤其是在核函数及其相关参数的选择方面。一方面,核函数的种类较多,包括 Gauss 核函数、线性核函数、多项式核函数、Sigmoid 核函数等,各自特点和适用范围还不十分明确;另一方面,虽然支持向量机的参数较少,但它们的选取还仅停留在经验、试算和大范围搜索上,并没有提出有效的估算公式,因而模型建立时,需要依靠建模者的经验。

[参考文献]

[1] 苏耀明,苏小四.地下水水质评价的现状与展望[J].水资源保护,2007,3(2):4-9.
Su Y M,Su X S. Present situation and prospecting of groundwater quality evaluation [J]. Water Resources Protection,2007,3(2):4-9. (in Chinese)

[2] 厉艳君,杨木壮.地下水水质评价方法综述[J].地下水,2007,9(5):19-24.
Li Y J,Yang M Z. A review of groundwater quality evaluation methods [J]. Groundwater,2007,9(5):19-24. (in Chinese)

[3] 王文强.地下水水质评价方法浅析[J].地下水,2007,11(6):37-39.
Wang W Q. A brief analysis on groundwater quality evaluation methods [J]. Groundwater,2007,11(6):37-39. (in Chinese)

[4] 谷朝君,潘颖,潘明杰.内梅罗指数法在地下水水质评价中的应用及存在问题[J].环境保护科学,2002,28(1):45-47.
Gu C J,Pan Y,Pan M J. The application and existed problems of nemero index in groundwater quality evaluation [J]. Environmental Protection Science,2002,28(1):45-47. (in Chinese)

[5] 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 D G,Wang X J,Guo Q. The application of ANN realized by MATLAB to underground water quality assessment [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis,2004,40(2):296-302. (in Chinese)

[6] 沃飞,陈效民,吴华山,等.灰色聚类法对太湖地区农村地下水水质的评价[J].安全与环境学报,2006,6(4):38-41.
Wo F,Chen X M,Wu H S,et al. Application of grey clustering

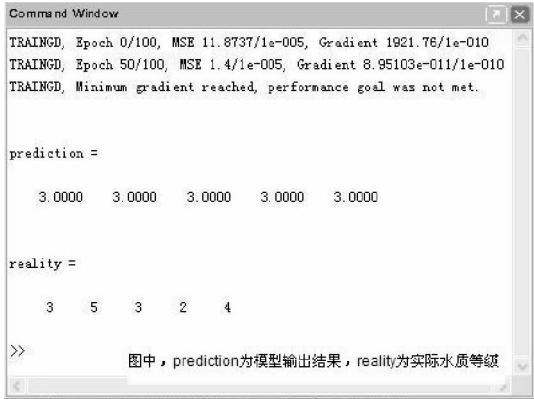


图 2 BP 人工神经网络的异常输出结果
Fig. 2 Abnormal result of BP ANN

- method to rural groundwater quality evaluation in Tai-Lake region [J]. *Journal of Safety and Environment*, 2006, 6(4): 38-41. (in Chinese)
- [7] 汤洁, 李艳梅, 卞建民, 等. 物元可拓法在地下水水质评价中的应用 [J]. *水文地质工程地质*, 2005(5): 1-5.
Tang J, Li Y M, Bian J M, et al. Application of Matter-Element and Extension to groundwater quality evaluation [J]. *Hydrogeology and Engineering Geology*, 2005(5): 1-5. (in Chinese)
- [8] 夏琼, 钱家忠, 陈舟. 基于支持向量机的淮南市浅层地下水水质评价 [J]. *水文地质工程地质*, 2009(1): 56-59.
Xia Q, Qian J Z, Chen Z. Evaluation of shallow groundwater quality in Huainan based on Support Vector Machine [J]. *Hydrogeology and Engineering Geology*, 2009(1): 56-59. (in Chinese)
- [9] 管军, 徐立中, 石爱业. 基于支持向量机的水质监测数据处理及状况识别与评价方法 [J]. *计算机应用*, 2006(9): 36-38.
Guan J, Xu L Z, Shi A Y. Assessment method of water quality of monitoring data based on Support Vector Machine [J]. *Application Research of Computers*, 2006(9): 36-38. (in Chinese)
- [10] Vapnik V. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer-Verlag, 1995: 111-289.
- [11] Burges J. A tutorial on support vector machines for pattern recognition [J]. *Knowledge Discover and Data Mining*, 1998, 2(2): 121-167.
- [12] Pontil M, Verri A. Support Vector Machines for 3-D object recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(6): 637-646.
- [13] Tax D. One-class classification [D]. Netherlands: Delft University of Technology, 2001.
- [14] Müller K R, Vapnik V. Using support vector machines for times series prediction [M]// *Advances in kernel methods: support vector learning*. Cambridge: MIT Press, 1999: 243-253.
- [15] 韩力群. 人工神经网络教程 [M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2007: 185-199.
Han L Q. The artificial neural network [M]. Beijing: Beijing University of Post and Telecommunication Press, 2007: 185-199. (in Chinese)
- [16] Thomas M C. Geometrical and statistical properties of systems of linear inequalities with applications in pattern recognition [J]. *IEEE Transactions on Electronic Computers*, 1965, 14(3): 326-334.
- [17] 谢骏, 胡均川, 笪良龙, 等. 支持向量机在模式分类中的应用 [J]. *兵工自动化*, 2009, 28(10): 84-87.
Xie J, Hu J C, Da L L, et al. SVM application in pattern classification [J]. *Ordnance Industry Automation*, 2009, 28(10): 84-87. (in Chinese)
- [18] Mercer J. Functions of positive and negative type and their connection with the theory of integral equations [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society*, 1909, 209: 415-446.
- [19] 刘俊民, 魏晓妹. 渭北黄土台原灌区地下水开发利用的可持续性研究 [R]. 陕西 杨凌: 西北农林科技大学, 2001.
Liu J M, Wei X M. Groundwater exploitation and utilization-sustainability studies in Weibei irrigation area [R]. Yangling, Shaanxi: Northwest A&F University, 2001. (in Chinese)
- [20] 李雷, 鲁延玲, 周蒙蒙, 等. 基于核方法的一种新的模糊支持向量机 [J]. *计算机技术与发展*, 2010, 20(2): 9-11.
Li L, Lu Y L, Zhou M M, et al. A new fuzzy Support Vector Machine based on kernel method [J]. *Computer Technology and Development*, 2010, 20(2): 9-11. (in Chinese)
- [21] Fan R E, Chen P H, Lin C J. Working set selection using the second order information for training SVM [J]. *Brookline, Journal of Machine Learning Research*, 2005(6): 1889-1918.
- [22] 王文强. 综合指数法在地下水水质评价中的应用 [J]. *水利科技与经济*, 2008, 14(1): 54-55.
Wang W Q. Application of aggregative index number method in groundwater quality evaluation [J]. *Water Conservancy Science and Technology and Economy*, 2008, 14(1): 54-55. (in Chinese)
- [23] 倪深海, 白玉慧. BP 神经网络模型在地下水水质评价中的应用 [J]. *系统工程理论与实践*, 2000, 8(8): 124-127.
Ni S H, Bai Y H. Application of BP neural network model in groundwater quality evaluation [J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2000, 8(8): 124-127. (in Chinese)
- [24] Chapelle O, Vapnik V. Choosing multiple parameters for Support Vector Machines [J]. *Machine Learning*, 2002, 46(1): 131-159.
- [25] 张朝元, 熊明. 改进的回归型支持向量机学习算法 [J]. *科学技术与工程*, 2009, 9(23): 7138-7140.
Zhang C Y, Xiong M. New learning algorithm of the improved SVM for regression [J]. *Science Technology and Engineering*, 2009, 9(23): 7138-7140. (in Chinese)