

基于 T-S 模糊神经网络的民勤地下水水质综合评价

汪新波, 粟晓玲

(西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西 杨凌 712100)

摘要: 为了摸清石羊河流域民勤盆地近 25 年来的地下水水质变化状况, 为当地水土资源合理开发和生态环境保护提供决策参考依据。将 T-S 模糊神经网络应用于民勤盆地 1983、1990、2000 年及 2008 年的地下水水质评价中, 并与支持向量机(SVM)模型的评价结果进行检验比较。结果表明: 民勤盆地地下水水质总体较差, 并且盆地南部地区水质整体优于北部, 除红崖山水库附近地区, 80% 以上区域水质为 V 类水; 141、147、156、168 号井等在山区边缘的部分站点水质随时间有改善趋势。两种模型评价结果基本一致, 但 T-S 模糊神经网络收敛速度更快, 可以有效应用于地下水水质综合评价。

关键词: T-S 模糊神经网络; 支持向量机; 地下水水质评价; 民勤盆地

中图分类号: P641.8 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7601(2013)01-0188-05

Comprehensive assessment of groundwater quality in Minqin Basin based on T-S Fuzzy Neural Network

WANG Xin-bo, SU Xiao-ling

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

Abstract: In order to find out the variation of groundwater quality of Minqin basin in Shiyang River Valley in recent 25 years and to provide the decision-making reference for rational exploitation of local water resources and eco-environmental protection, T-S Fuzzy Neural Network model was applied to the comprehensive assessment of groundwater quality in the year of 1983, 1990, 2000 and 2008, and the Support Vector Machines (SVM) model was applied to test the results. The results showed that the overall groundwater quality of Minqin Basin was poor and it was overall better in the southern region than in the northern region. Except for the area surrounding Hongyashan reservoir, the groundwater quality of more than 80% regions was poorly achieved grade V. The groundwater quality of partial wells at the edge of deserts, such as No. 141, 147, 156 and 168, showed a improving trend. The results of the two models were generally concordant, but the T-S Fuzzy Neural Network model exhibited a fast convergence, therefore it can be effectively applied to the comprehensive assessment of groundwater quality.

Keywords: T-S Fuzzy Neural Network model; Support Vector Machines; groundwater quality assessment; Minqin Basin

地下水水质评价是地下水资源评价的一项重要内容, 可为地下水资源的开发利用、规划和管理提供科学依据^[1]。传统的水质评价方法有生物评分法、专家评分法、指数评价法等, 后来发展了模糊综合评价法、灰色聚类法^[2]、人工神经网络^[3-4]、物元可拓法^[5]以及近年来较新的支持向量机(SVM)等。虽然这些方法都能反映水质的基本情况, 但由于影响水质的因素较多, 评价因子与标准级别之间的关系是非线性的, 评价标准与各级别之间的关系也是模糊

的、灰色的^[6], 在应用这些评价方法中暴露出一些问题, 例如, 在模糊综合评价中, 一般采用线性加权平均模型得到评判集, 使评判结果易出现失真、失效、均化、跳跃等现象^[7], 而且自适应能力较差。而人工神经网络需要的样本数多, 网络结构的优劣受主观影响较大。

T-S 模糊神经网络^[8]是 Takagi 和 Sugeno^[9]于 1985 年提出, 是模糊逻辑和神经网络的有机结合, 由前件网络和后件网络两部分组成。前件网络用来

收稿日期: 2012-03-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(50879071); 西北农林科技大学基本科研业务费科技创新重点项目(QN201168)

作者简介: 汪新波(1988—), 男, 河南信阳人, 在读硕士, 主要从事水资源规划与管理。E-mail: wxb198841@163.com。

通信作者: 粟晓玲(1968—), 女, 四川开江人, 教授, 博士, 主要从事水资源规划与管理。E-mail: suxiaoling17@126.com。

匹配模糊规则的前件,相当于每条规则的使用度。后件网络用来实现模糊规则的后件。总的输出为各模糊规则后件的加权和,加权系数为各条规则的使用度。该模糊神经网络具有模糊逻辑和神经网络两者的优点,既可以容易地表示模糊和定性的知识,又具有较好的自适应学习能力^[10]。T-S 模糊神经网络在预报、智能、故障诊断等方面有广泛的应用,但将其应用于地下水水质评价的研究尚不多见。本文将 T-S 模糊神经网络模型应用于民勤盆地的地下水水质评价中,并用基于支持向量机(SVM)的水质评价结果进行检验。

支持向量机(Support Vector Machine 简称 SVM^[11])是 1992—1995 年, Vapnik 教授及其合作者在统计学习理论和结构风险最小化原则基础上创立的一种新的学习机器^[12]。SVM 需要设定的参数少,能够较好地解决小样本、非线性、高维数和局部极小点等实际问题,具有较强的泛化能力等特点,是近年来水质综合评价的一种较新的研究途径。

1 T-S 模糊神经网络的原理与算法^[13]

T-S 模糊系统是一种自适应能力很强的模糊系统,该模型不仅能自动更新,而且能不断修正模糊子集的隶属度函数。T-S 模糊系统用如下的“if-then”规则形式来定义,在规则为 R^i 的情况下,模糊推理如下:

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } A_1^i, x_2 \text{ is } A_2^i, \dots, x_k \text{ is } A_k^i \text{ then} \\ y_i = p_0^i + p_1^i x_1 + \dots + p_k^i x_k \quad (1)$$

式中: A_j^i 为模糊系统的模糊集; p_j^i 为模糊系统参数; y_i 为根据模糊规则得到的输出; $j = 1, 2, \dots, k$; $i = 1, 2, \dots, n$ 。

假设对于输入量 $x = [x_1, x_2, \dots, x_k]$, 首先根据模糊规则计算各输入变量 x_j 的隶属度:

$$\mu_{A_j^i} = \exp(-(x_j - c_j^i)^2 / b_j^i) \\ (j = 1, 2, \dots, k; i = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

式中, c_j^i, b_j^i 分别为隶属度函数的中心和宽度; j 为输入参数; i 为模糊子集数。

将各隶属度进行模糊计算,采用模糊算子为连乘算子:

$$\omega^i = u_{A_1^i}(x_1) \times u_{A_2^i}(x_2) \times \dots \times u_{A_k^i}(x_k) \\ (j = 1, 2, \dots, k; i = 1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

根据模糊计算结果计算模糊模型的输出值 y_i :

$$y_i = \sum_{i=1}^n \omega^i (p_0^i + p_1^i x_1 + \dots + p_k^i x_k) / \sum_{i=1}^n \omega^i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

T-S 模糊神经网络分为输入层、模糊化层、模糊规则计算层和输出层等四层。输入层与输入向量 x_i 连接,节点数与输入向量的维数相同。模糊化层采用隶属度函数式(2)对输入值进行模糊化得到模糊隶属度值 μ 。模糊规则计算层采用模糊连乘公式(3)计算得到 ω 。输出层采用公式(4)计算模糊神经网络的输出。模糊神经网络的学习算法如下。

(1) 误差计算

$$e = \frac{1}{2} (y_d - y_c)^2 \quad (5)$$

式中, y_d 是网络期望输出; y_c 是网络实际输出; e 为期望输出和实际输出的误差。

(2) 系数修正

$$p_j^i(k) = p_j^i(k-1) - \alpha \frac{\partial e}{\partial p_j^i}; \\ \frac{\partial e}{\partial p_j^i} = (y_d - y_c) \omega^i / \sum_{i=1}^n \omega^i \times x_j \quad (6)$$

式中, p_j^i 为神经网络系数; α 为网络学习率; x_j 为网络输入参数; ω^i 为输入参数隶属度连乘积。

(3) 参数修正

$$c_j^i(k) = c_j^i(k-1) - \beta \frac{\partial e}{\partial c_j^i}; \\ b_j^i(k) = b_j^i(k-1) - \beta \frac{\partial e}{\partial b_j^i} \quad (7)$$

式中, c_j^i, b_j^i 分别表示隶属度函数的中心和宽度; $j = 1, 2, \dots, k$; $i = 1, 2, \dots, n$ 。

2 民勤盆地地下水水质评价实例

石羊河流域民勤盆地是一个以农业为主的地区,自 20 世纪 70 年代以来经历了打井开荒、水位下降、环境恶化的过程。由于大量开荒打井,地下水位越抽越深,水质越变越差,使民勤的生态环境恶化日益加剧,水枯民穷,无数民勤人只得背井离乡,流落他乡,成为“生态难民”。民勤地下水水质综合评价对当地地下水的开发、利用、保护以及规划方案的制定具有一定的实际意义。

综合考虑各种影响因素,本文选取了 Cl^- 、 SO_4^{2-} 、总硬度、矿化度、pH 值 5 个指标作为地下水水质评价的影响因子。参照地下水质量标准^[14],将水体评价级别分为 I, II, III, IV, V 五个等级。在 MATLAB R2009a 平台下编程实现基于 T-S 模糊神经网络的民勤盆地地下水水质综合评价。

2.1 模型数据获取

根据地下水质量标准的等级,利用生成“0~1”之间随机数的“rand()”函数随机生成 500 组数据,

其中每类水质水样各 100 组,每类前 60 组作为训练样本,后 40 组作为检验样本。选择基本能代表整个民勤盆地的 14 个代表性连续观测井(分布情况见图 1)1983、1990、2000、2008 年 4 个典型年的 56 组水质

监测数据为待评价样本,见表 1(水质监测数据来源于“甘肃省石羊河流域平原区地下水动态观测年鉴”^①)。

表 1 水质监测资料/(mg·L⁻¹)
Table 1 Monitoring data of water quality

年份 Year	井号 Well number	Cl ⁻	SO ₄ ²⁻	总硬度 Total hardness	pH	矿化度 Salinity	年份 Year	Cl ⁻	SO ₄ ²⁻	总硬度 Total hardness	pH	矿化度 Salinity
1983	108	2382.40	5919.70	3184.42	8.10	12400.00	1990	166.60	373.70	359.56	7.70	1029.30
	113	364.50	1313.60	1089.36	7.60	2900.00		192.20	854.90	578.50	7.70	2017.60
	117	458.10	1349.60	893.56	7.60	3180.00		593.80	1553.80	938.06	7.90	3712.60
	118	336.10	794.40	694.2	7.60	2030.00		240.40	583.10	227.84	8.30	1587.20
	131	511.90	2190.20	1525.46	7.50	4430.00		804.80	3146.00	2794.60	7.40	6271.80
	135	167.30	426.50	396.94	7.80	1070.00		175.10	391.90	405.84	7.40	1064.40
	141	187.90	657.10	731.58	7.50	1600.00		689.60	1659.40	1641.16	7.30	3731.90
	147	381.10	1145.00	1100.04	7.4	2880.00		426.10	1378.50	1327.88	7.70	3408.30
	149	361.60	886.20	808.12	7.80	2350.00		243.20	670.00	598.08	7.50	2141.30
	154	223.40	998.50	1130.3	7.30	2200.00		322.60	1401.50	1491.64	7.40	3043.90
	156	270.90	598.90	804.56	7.40	1300.00		349.20	779.50	991.46	7.30	1884.50
	168	85.10	255.50	453.9	7.50	840.00		161.30	475.50	694.20	7.30	1290.20
	170	198.50	425.50	649.7	7.30	1400.00		85.10	240.20	412.96	7.30	940.50
	175	101.40	321.80	548.24	7.30	990.00		51.80	205.60	359.56	7.30	669.60
2000	108	322.60	505.30	514.40	8.10	1440.00	2008	717.90	994.30	1146.00	7.50	2675.00
	113	709.10	2253.00	1972.00	7.30	4994.00		583.60	1686.00	1471.00	7.50	3714.00
	117	1012.00	1299.00	1198.00	8.10	3873.00		356.70	1018.00	545.40	8.00	2389.00
	118	583.20	1366.00	1286.00	8.00	3262.00		368.00	922.20	606.50	7.80	2173.00
	131	420.10	1724.0	1666.00	7.70	3912.00		565.50	2085.00	1691.00	7.40	4463.00
	135	166.30	376.60	390.30	7.50	1022.00		178.00	391.90	392.30	7.80	983.00
	141	590.30	1431.00	1451.00	7.90	3262.00		85.80	253.60	328.30	7.80	624.10
	147	197.10	516.80	680.00	8.00	1366.00		128.30	349.70	466.40	7.60	891.00
	149	367.30	899.60	879.70	7.80	2806.00		338.20	730.10	675.5	7.50	2132.00
	154	552.70	1631.00	1661.00	7.50	3691.00		682.80	2118.00	2087.00	7.20	4449.00
	156	19.10	85.50	152.10	8.00	359.80		23.40	102.80	156.10	7.80	314.30
	168	67.00	218.50	378.30	7.30	736.50		60.30	218.10	348.30	7.40	618.60
	170	68.80	201.70	310.20	8.10	726.70		111.30	281.50	508.40	7.20	835.40
	175	52.80	201.70	371.30	7.30	729.90		87.20	239.20	496.40	7.20	778.10

2.2 数据归一化处理

利用 T-S 模糊神经网络进行水质评价前要对样本数据进行归一化处理,调用 MATLAB 自带的“mapminmax 函数”将训练样本和检验样本以及实测的 56 组样本的数据按式(8)进行归一化,使其转化为 0~1 之间的数。

$$f: x \rightarrow y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (8)$$

式中, y 为归一化后的数据; x 为原始数据; x_{\min} 、 x_{\max} 分别为数据集中最小、最大值。

2.3 参数的设定

由于输入数据为 5 维(5 个水质指标),输出数据为 1 维(水质等级),所以模糊神经网络结构为 5-10-1,即有 10 个隶属度函数,输入节点、隐含节

① 武威地质环境监测站. 甘肃省石羊河流域平原区地下水动态观测年鉴. 甘肃省地矿局水文地质工程地质勘察院, 1983, 1990, 2000, 2008.

点和输出节点分别为 5、10 和 1。选择 6 组系数 $p_0 \sim p_5$ 。本文中,模糊隶属度函数中心和宽度 c 和 b 利用“rand()”函数随机得到;网络最大迭代次数

maxgen 设为 500;学习速率 xite 设为 0.01;惯性系数 alfa 设为 0.05。

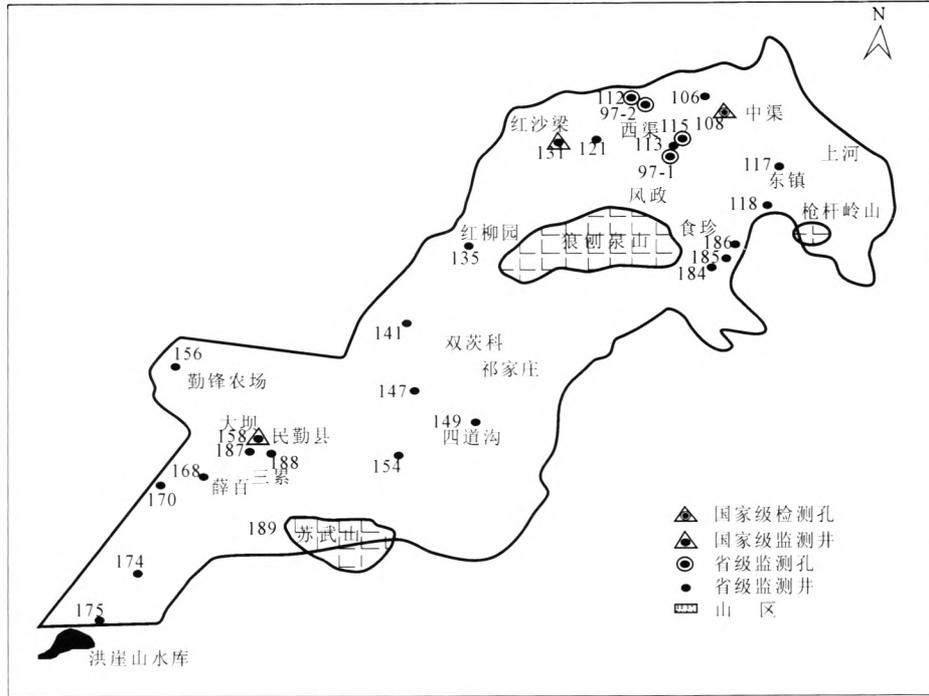


图 1 民勤盆地地下水水质监测井分布

Fig. 1 Distribution of groundwater quality monitoring wells in Minqin Basin

2.4 模型的建立和检验

在 MATLAB2009a 平台下经过初始化模糊神经网络参数、初始化模糊隶属度参数、输入参数模糊化、模糊隶属度计算、系数 p 、 b 、 c 的修正值计算、隶属度参数修正以及输出结果等步骤进行模糊神经网络训练。并对训练的网络进行检验(图 2),模糊神

经网络的输出等级和实际等级差值波动范围都在 $-0.5 \sim 0.5$ 之间(由于模型最后输出结果采取四舍五入,即:输出等级 $y = [0, 1.5]$ 为 I 级; $y = (1.5, 2.5]$ 为 II 级; $y = (2.5, 3.5]$ 为 III 级; $y = (3.5, 4.5]$ 为 IV 级; $y = (4.5, \infty)$ 为 V 级)可知输出误差基本维持在 0 左右,可以用于研究区水质评价。

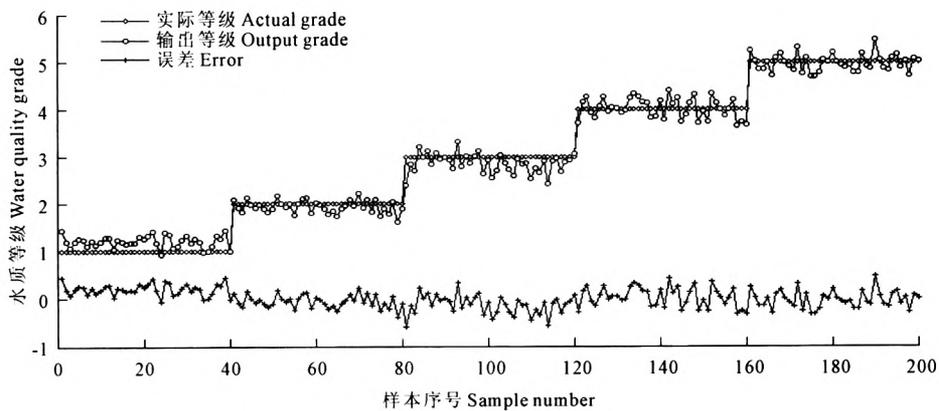


图 2 民勤地下水水质综合评价模型检验

Fig. 2 Inspection diagram of the comprehensive assessment model for groundwater quality in Minqin Basin

2.5 T-S 模糊神经网络的收敛速度

T-S 模糊神经网络是按照模糊系统原理建立的,网络中各个节点及其参数均有一定的物理含义,

在网络初始化的时候,这些参数的初始值可以根据系统的模糊或定性的知识来确定,这样网络能够很快收敛。本文中用于对比检验的 lib - svm 中的 SVM

模型采用的是基于交叉验证技术的网格搜索参数寻优方式^[13],这种方式,需要从大范围内不断缩小参数搜索范围,以达到参数寻优的目的。在水质评价中,T-S 模糊神经网络的收敛速度更快。

3 研究区水质评价结果与分析

利用通过训练和检验得到 T-S 模糊神经网络,对研究区民勤盆地 4 个典型年的 56 组水质监测数

据样本进行水质综合评价,评价结果见表 2。为了检验利用 T-S 模糊神经网络进行地下水水质综合评价的有效性,本文还调用台湾大学林智仁教授的 lib-svm 加强工具箱^[13]中的支持向量机(SVM)模型,经过数据获取、数据归一化、参数寻优、模型建立、模型检验以及应用模型进行水质评价等步骤得到水质等级(表 2),并与 T-S 模糊神经网络的评价结果进行对比验证。

表 2 民勤盆地地下水水质综合评价结果

Table 2 Results of the groundwater quality comprehensive assessment in Minqin Basin

井号 Well number	1983		1990		2000		2008	
	T-S	SVM	T-S	SVM	T-S	SVM	T-S	SVM
108	V	V	Ⅲ	Ⅲ	IV	V	V	V
113	V	V	V	V	V	V	V	V
117	V	V	V	V	V	V	V	V
118	V	V	IV	V	V	V	V	V
131	V	V	V	V	V	V	V	V
135	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ
141	IV	V	V	V	V	V	Ⅱ	Ⅱ
147	V	V	V	V	IV	V	Ⅲ	Ⅲ
149	V	V	V	V	V	V	V	V
154	V	V	V	V	V	V	V	V
156	IV	V	V	V	I	I	I	I
168	Ⅲ	Ⅲ	IV	V	Ⅱ	Ⅲ	Ⅱ	Ⅱ
170	IV	V	Ⅲ	Ⅲ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅲ	Ⅲ
175	Ⅲ	V	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ

从表 2 的评价结果可以看出:(1) 利用 T-S 模糊神经网络和 SVM 模型得到的评价结果基本一致,少数样本评价结果存在类似 IV 和 V 或 Ⅱ 和 Ⅲ 的差别,原因是 T-S 模型中利用模糊系统原理,在分界点附近被判别为相邻等级都有可能,评价结果存在差异的少数井中 T-S 模型较 SVM 评价的水质等级偏低。(2) 结合水质监测井分布图(图 1)分析可知民勤盆地地下水水质整体较差,除南部红崖山水库附近以及西北部的 135 号红柳园(在山区边缘有侧向补给)外,盆地 80% 以上区域均为 V 类水。在空间上呈现出南部红崖山水库周围水质远优于北部,这是由于当地地下水补给主要靠红崖山水库向下游调水沿途渗漏补给,而随着调水沿途被利用,水库下游相应补给地下水的水量沿途减小。在时间上,141、147、156、168 号井等在沙漠边缘有侧向补给的部分点的水质较好并且有改善趋势,这是由于 2008 年石羊河流域上游向民勤调水并且采取了节水措施^[15],以及关闭部分机井等措施。(3) 以 135 号井为例分析,由该井水质监测数据可知该点只有

SO₄²⁻ 的浓度一项指标达到了 V 类,其他指标都为 Ⅲ 类或以下,所以综合结果为 Ⅲ 类较为合理,同理分析其他各井的水质监测数据的各评价因子和评价结果对比可知,利用 T-S 模糊神经网络进行水质评价结果合理。

4 结 论

1) 利用 T-S 模糊神经网络对民勤盆地地下水水质综合评价结果符合实际,与 SVM 模型的评价结果基本一致,且 T-S 模糊神经网络的收敛速度较快,因此 T-S 模糊神经网络能有效地应用于地下水水质综合评价。

2) 民勤盆地地下水水质较差,但在石羊河流域上游向民勤调水及节水等措施的条件下水质有改善趋势,因此建议在研究区今后的水土资源开发利用和环境保护规划中,应结合当地实际水质情况,针对性地采取关闭部分机井,以及开发节水新技术等有效措施保护和恢复当地地下水环境质量。

(下转第 198 页)

幅不明显;径流量与 6—9 月降水量呈显著或极显著正相关,汛期降水量的多少决定着年际流量的丰枯。

4) 流域内气温年际变化均呈明显上升趋势。四季中以冬季的增温趋势系数最大,秋、夏季次之,春季最小;蒸发量年际变化呈增加趋势,四季蒸发量趋势系数大多呈正值。

5) 主汛期 7、8 月气温、蒸发与径流量呈显著的负相关。气温高,蒸发大,不利于径流量的增加。在气温不变的情形下,降水增加,径流量增加。降水不变时,气温升高,径流量减少。就目前降水和气温对石羊河流域径流量影响程度而言,气温对径流量的负效应占据着主导作用。

气候变化对流域来水量的影响除与局地中小尺度天气环流特征、环境气象要素变化等因素影响程度有关外,还与祁连山源地冰川数量、大小、走向、植被状况等因素有密切关系。如同在河西走廊且毗邻的黑河流域来水量随气候变暖则呈增加趋势^[18]。总之,在气候变暖背景下,通过实施生态综合治理措施,如保护祁连山林草植被、加强水源涵养林建设、开发山区空中云水资源等,都将有效改善局地水热环境,保护祁连山冰川,减缓气候变化带来的不利影响,保持山区来水量的稳定和永续利用,促进河西绿洲的可持续发展。

参考文献:

- [1] 马全林,孙 坤,王继和.石羊河流域的生态环境问题、引发原因与治理对策[J].安全与环境学报,2004,4(5):64-68.
- [2] 沈大军,崔丽娟,姜素梅.石羊河流域水资源问题的制度原因及对策[J].自然资源学报,2005,20(2):293-299.
- [3] 蓝永超,康尔酒.河西内陆干旱区主要河流出山径流特征及变化趋势分析[J].冰川冻土,2000,6(2):147-152.
- [4] 蓝永超,丁永建,沈永平,等.河西内陆河流域出山径流对气候转型的响应[J].冰川冻土,2003,25(2):181-185.
- [5] 康尔酒,李 新,张济世,等.甘肃河西地区内陆河流域荒漠化的水资源问题[J].冰川冻土,2004,26(6):657-667.
- [6] 高前兆,杨新源.甘肃河西内陆河径流特征与冰川补给[C]//中国科学院兰州冰川冻土研究所集刊,第 5 号.兰州:中国科学院兰州冰川冻土研究所,1985:131-141.
- [7] 李玲萍,杨永龙,钱 莉.石羊河流域近 45 年气温和降水特征分析[J].干旱区研究,2008,25(5):705-710.
- [8] 刘明春.石羊河流域气候干湿状况分析及评价[J].生态学杂志,2006,25(8):880-884.
- [9] 黄玉霞,王宝鉴,张 强,等.气候变化和人类活动对石羊河流域水资源影响评价[J].高原气象,2008,27(4):866-872.
- [10] 徐宗学,李占玲.石羊河流域主要气象要素及径流变化趋势分析[J].资源科学,2007,29(5):121-128.
- [11] 马 岚,魏晓妹.石羊河下游年径流序列的变异点分析[J].干旱地区农业研究,2006,24(2):174-177.
- [12] 王贵忠.石羊河流域出山径流变化分析[J].甘肃水利水电技术,2007,43(3):203-204.
- [13] 刘明春,张 强,邓振镛,等.气候变化对石羊河流域农业生产的影响[J].地理科学,2009,29(5):727-732.
- [14] 康绍忠,粟晓玲,杜太生,等.西北旱区流域尺度水资源转化规律及其戒定慧调控模式[M].北京:中国水利水电出版社,2009.
- [15] Ma Zhenmei, Kang Shaozhong, Tong ling, et al. Analysis of impacts of climate variability and human activity on streamflow for a river basin in arid region of northwest China[J]. Journal of Hydrology, 2008, 352: 239-249.
- [16] 丁永建,叶柏生,刘时银.祁连山中部地区 40a 来气候变化及其对径流的影响[J].冰川冻土,2000,22(3):193-198.
- [17] 魏凤英.现代气候统计诊断与预测技术[M].北京:气象出版社,1999:106-113.
- [18] 李栋梁,冯建英,陈 雷.黑河流量和祁连山气候的年代际变化[J].高原气象,2003,22(2):104-109.

(上接第 192 页)

参考文献:

- [1] 郑一华.基于支持向量机的水质评价和预测研究[D].南京:河海大学,2006.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] 倪深海,白玉慧.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):124-127.
- [5] 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.
- [6] 梁 坚.支持向量机在水质评价及预测中的应用研究[D].杭州:浙江工业大学,2009.
- [7] 薛巧英.水环境质量评价方法的比较分析[J].环境保护科学,2004,30(8):35-40.
- [8] 孙增圻,徐红兵.基于 T-S 模型的模糊神经网络[J].清华大学学报(自然科学版),1997,37:76-80.
- [9] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, 1985, 15(1):116-132.
- [10] 周忠涛.基于 T-S 模型的模糊神经网络在水质评价中的应用[D].南京:河海大学,2007.
- [11] Vapnik V. The Nature of statistical learning[M]. New York: Springer, 1995.
- [12] 边肇祺,张学工.模式识别[M].北京:清华大学出版社,1999.
- [13] 史 峰,王小川,郁 磊,等. Matlab 神经网络 30 个案例分析[M].北京:北京航空航天大学出版社,2010.
- [14] 李梅玲,张锡根,阎葆瑞,等. GB/T14848-93. 地下水质量标准[S].北京:中国标准出版社,1993.
- [15] 刘文杰,苏永中,杨 荣,等.民勤地下水水化学特性和矿化度的时空变化[J].环境科学,2010,30(10):2912-2917.