

神经网络和主元分析—神经网络软测量技术在污水处理系统中的应用

杨文娟

(长安大学 环境科学与工程学院, 陕西 西安 710054)

摘要: 为了实现对污水处理系统参数与性能的有效预测和处理系统的在线实时控制, 在介绍神经网络和主元分析-神经网络软测量技术的基础上, 分析了神经网络在国内外污水处理领域的研究现状和存在的问题, 探讨了神经网络软测量技术在污水处理系统的发展方向。结果表明, 基于神经网络的软测量技术能够很好地进行数据分析与模拟仿真, 这种软测量技术在污水处理系统中的应用可以通过优化神经网络结构, 结合其他数据处理方法, 全面预测污水处理系统重要参数、收集与生物处理过程密切相关的参数以及加强对污水生物处理数学模型的研究等方式得到不断改进和完善。

关键词: 环境工程; 软测量技术; 神经网络; 主元分析-神经网络; 污水处理

中图分类号: X703.1; TP273⁺.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-6561(2008)01-0101-06

Soft Sensors with ANN and PCA-ANN for Wastewater Treatment System

YANG Wen-juan

(School of Environmental Sciences and Engineering, Chang'an University, Xi'an 710054, Shaanxi, China)

Abstract In order to achieve an effective prediction of process performance and accuracy on-line steering of wastewater treatment plants, based on introduction of artificial neural networks and principal components analysis-artificial neural networks, an analytical description is given with respect to the domestic and overseas study status of the two soft sensors as well as the shortages of their applications to wastewater treatment system. The trends of artificial neural networks based soft sensors used in wastewater treatment system is discussed. The results indicate that these soft sensors based on neural networks can realize data analysis and simulation, and the application of these soft sensors can be improved by optimizing neural networks structure by combing with other data processing methods to calculate important system parameters and collecting the parameters closely related to biological process.

Key words: environment engineering; soft sensors; artificial neural networks; principal components analysis-artificial neural networks; wastewater treatment

0 引言

为了预测污水处理系统的效果并实现在线实时控制, 建立污水处理过程的数学模型是非常必要的, 这不仅将使运行成本降低, 并能使出水水质达标和保持稳定。然而, 污水处理过程是复杂和高度非线性性的, 加之生物有机体的存在, 导致采用传统机理方

法建模的难度很大。同时, 使用传统试验技术, 预测污水厂运行参数也是一个费时的过程, 在工艺的有效控制方面也存在困难。近年来兴起的软测量技术, 对工艺控制中一些难以测量或暂时不能测量的重要变量, 根据某种最优准则, 选择一组既与主导变量密切相关又容易测量的辅助变量, 通过构造某种数学关系, 利用计算机软件对主导变量进行估计。

收稿日期: 2007-12-20

作者简介: 杨文娟(1981-), 女, 陕西彬县人, 博士研究生, 从事环境科学研究。E-mail: ywj_xa@126.com

©1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

这种技术仅需检测一些易测变量作为辅助变量,其他工作则通过软件实现,无需多少投资和时间就可实现。国外在软测量技术研究方面十分活跃,在化工领域已经取得了可喜的研究成果,而在污水处理领域还处于基础研究阶段^[1]。将软测量技术应用于污水处理系统,既可节约投资和运行成本,又能及时监测出水水质和相关参数,从而促使污水处理厂高效稳定运行。因此,软测量技术在污水处理系统中的应用研究具有重要意义。笔者着重研究了神经网络和主元分析-神经网络软测量技术在污水处理系统中的应用。

1 神经网络在污水处理系统中的应用

1.1 神经网络概述

神经网络(ANN)是大量简单的神经元联结而成的非线性复杂动力学系统,以其并行分布处理、自组织、自适应、自学习和健全性与容错性等独特性能引起人们关注。在信息获取不完备的情况下,ANN在模式识别、方案决策、知识处理等方面具有很强的应变能力^[2]。ANN主要通过选取辅助变量、主导变量,构造网络模型,应用最小二乘法、遗传算法、聚类法等神经网络算法,不断调整网络的权值和阈值,从生产数据中训练出拟合度最佳的模型结构,从而使预测的主导变量接近实际测量值。ANN训练需要大量的输入、输出数据,并且训练数据尽可能的穷举系统实际的输入、输出范围,训练后的网络可以获得其权值和阈值,从而通过编程实现对新的输入数据的预测。ANN方法可以实现对现实工况的线性、非线性拟合,在非线性和对象静态或动态辨识的应用已成为研究的热点。它可以代替传统数学模型完成由输入到输出空间的映射,直接根据对象的输入、输出数据进行建模,需要的对象先验知识较少,并且其较强的学习能力对模型校正十分有利。

ANN的结构类型大致可以分为前向网络和反馈网络。软测量中最常用的是前向网络中的反向传播神经网络(BPNN)和径向基函数神经网络(RBFNN)。

BP神经网络是以误差反向传播算法进行神经网络的学习和训练,是多层前向网络中最常用的学习算法。该算法充分利用多层前向网络的结构优势,在正反向传播过程中每一层的计算都是并行的。但是,BP算法是一种梯度下降算法,并且由于非线性隐层单元的存在,导致网络存在多个最小点,所以学习过程不一定能保证达到全局最小,使

得实际输出和理想输出之间有一定的偏差。基于BP算法的神经网络还存在其他实际应用方面的问题:学习过程收敛速度慢,对一些复杂问题训练时间很长;严重的健忘性,当输入一个新样本进行权值调整时,可能破坏网络权值对已学习样本的匹配情况;不能在线校正等。

RBF神经网络是单隐层的前向网络,针对具体问题选用不同的隐层径向基函数,一般多采用高斯函数,隐层节点数视所描述的问题通过学习决定,第三层为单输出层,神经元采用线性传递函数。由于RBF网络的学习算法不存在局部最优问题,具有全局逼近性质,而且其参数调整是线性的,所以训练方法快速易行,非常适合于系统的实时辨识与控制,尽管如此,RBF网络在实际应用中仍有许多问题需要解决:如何确定RBF网络基函数数据中心,如何确定合适的径向基函数,如何提高网络的泛化能力等。

1.2 神经网络在污水处理系统中的应用

在过去的十几年里,ANN以其强大的并行处理机制、任意函数的逼近能力、学习能力以及自组织和自适应能力,在污水处理系统出水水质和运行参数模拟方面得到了广泛应用。祁国强等^[3]利用RBF神经网络对SBR(Sequencing Batch Reactor,序批式活性污泥反应器)实验出水BOD值进行了很好的模拟。建立了以进水BOD值(实际采用TOC值)、DO值、污泥浓度和反应时间4个变量为输入节点,出水BOD值为输出节点,隐层节点数为32,隐含层激励函数为高斯函数的RBF网络。在网络训练过程中,各层采用不同的学习算法:隐层采用聚类算法确定神经元的中心点及半径,隐层到输出层的权值调整采用正交最小二乘算法。实验选取30组数据,25组用来训练,5组用来验证,使用MATLAB 6.5 for windows进行模拟。神经网络训练结果与实际污水处理情况较吻合,3个非训练样本的神经网络泛化能力测试实验结果亦符合实际反应规律。

管秋等^[4]结合污水处理SBR法的特点和神经网络建模的特点,采用能在线检测的ORP、DO、PH和MLSS作为系统的输入信号,构建了基于BP和RBF的神经网络模型,利用实际的工程实验测定数据对网络进行训练和模拟。由于实验数据的限制,作为输入层的仅有进水ORP、DO及PH等3个辅助变量。3层前馈型BP网络以出水BOD、COD、氨氮和硝态氮等4个变量为输出节点,8个隐节点,选取27组数据,22组用来训练,5组用来验证。

RBF 网络以出水 COD、氨氮和硝态氮等 3 个变量为输出节点,6 个隐节点,隐含层激励函数取高斯函数,用 23 组实测的实验数据作为训练和仿真数据。结果表明,BP 和 RBF 神经网络模型能够实现污水的 COD、BOD、N 等参数的实时测量和估计。

新西兰 Hong Y S T 等^[5]指出,Kohonen 自组织映射神经网络为监测大规模污水处理厂的运行状况和多维数据的处理提供了一种有效的分析和诊断工具。

美国 El-Din A G 等^[6]提出一个改善非线性神经网络预测模型的综合性模型,在加拿大阿尔伯达省埃德蒙顿市最大的生活污水处理厂 Gold Bar Wastewater Treatment Plant 得到了很好地应用。

埃及 Hamed M M 等^[7]采用开罗一个日处理量为 1×10^6 t 的传统工艺污水处理厂水质数据,通过 2 种神经网络模型对出水 BOD 和 SS 进行了预测。数据处理方面,先通过探索性数据分析法找寻各数据之间的相互关系,进而评价数据的可靠程度,再通过多次训练和验证,确定适宜的神经网络模型结构。结果表明,基于神经网络的模型在污水处理水质预测方面是有效的、鲁棒的。

荷兰 Schulze F H 等^[8]聚焦神经网络在一体化水管理方面的潜能。神经网络广泛应用于测量网络优化、水运行管理、饮用水用量预测、污水处理厂和排水系统的在线控制等方面,尤其当过程很复杂时,神经网络能为理解复杂过程和构建模型开启新的可能。由此说明,神经网络是一个应用于复杂过程建模多用途功能强大的工具。

西班牙 Aguado D 等^[9]比较了主元回归(principal component regression, PCR)、偏最小二乘(partial least squares, PLS)和神经网络 3 种方法在污水处理 SBR 工艺中对营养物质的预测能力。应用了分批展开和变量展开两种方式。结果表明,分批展开的 PLS 模型优于其他方法。神经网络在新数据与建模数据相似时(避免外推危险)依然能够实现预测,在出现数据丢失时也能有效预测,在仅引用从 SBR 传感器收集的数据时表现出很好地预测性能,能为理解处理工艺提供有用的信息。

丹麦 Ráduly B 等^[10]提出,对污水处理厂可靠性能评估时,可以通过污水厂在进水受到不同强度和持续时间的连续降雨、季节性温度变化、假期效应等剧烈扰动下的性能使模拟得以实现。这些基于模拟的污水处理厂性能评估,在实际应用中,受

到机理模型模拟时间过长的限制。在避免出现大的预测精度失准的前提下,简化机理模型仅能缩短非常有限的时间。结合污水处理工艺机理的进水扰动发生器模型,先产生一个有限的训练数据序列(4 个月动态数据);然后,利用神经网络模型对有效的入流和出流数据进行训练;最后,模拟由入流扰动发生器产生的其他入流时间序列(20 年动态数据)。事实证明,神经网络使模拟时间缩短到原来的 $1/36$,这甚至包括产生训练数据和神经网络训练本身所需要的时间。当需要再次进行综合性城镇污水处理系统模拟时,不需要对神经网络进行二次训练,与机理模型相比,神经网络模拟时间仅为其 $1/1300$ 。神经网络对出流氨氮、BOD₅ 和 TSS 的预测比机理模型要好,然而,对出流 COD 和 TN 的预测能力则相对较弱。神经网络模型预测值相关系数大于 0.95,预测误差小于 10%,足以满足污水处理厂设计和综合城镇污水处理系统的模拟要求。

卡塔尔 Mjalli F S 等^[11]利用神经网络黑箱模型解释实际污水厂的工艺原理,将其作为工艺模型的研究表明,神经网络可以获得高精度的污水厂运行参数。利用多哈当地一个污水厂的大量数据,对其开发的神经网络计算机程序进行了运行和校验。对于操作人员和决策者来说,神经网络是一个颇有价值的污水厂出流性能的评估工具。当 COD 作为原水指标时,神经网络模型能精确地预测出流 BOD、COD、TSS。

由于神经网络受到网络结构复杂性和样本复杂性的影响较大,容易出现“过拟合”现象,且泛化能力较低。近期研究结果表明,如果将统计学原理应用到神经网络建模过程中,将会有效地提高模型的模拟性能。比如,先通过主元分析技术对已有数据进行降维分析后,再将其应用到神经网络中。主元分析技术简化了神经网络模型的结构,提高了收敛速度和精度,同时使得神经网络过拟合现象减少,泛化能力增强。这是由于 ANN 预测能力依赖于训练样本的质量,若训练样本中存在噪音和不确定性,会出现过拟合现象,而 PCA 能实现从含噪音数据中提取出必要信息,减少了过拟合现象。

2 主元分析-神经网络在污水处理系统中的应用

2.1 主元分析概述

在实际应用中,为了全面、系统地分析问题,必

须考虑众多影响因素,这些涉及的因素一般称为指标,在多元统计分析中也称为变量。每个指标都在不同程度上反映了所研究问题的某些信息,并且指标之间彼此有一定的相关性,因而所得的统计数据反映的信息在一定程度上有所重叠。在用统计方法研究多变量问题时,变量太多会增加计算量和增加分析问题的复杂性,人们希望在进行定量分析的过程中,涉及的变量较少,得到的信息量较多。主元分析正是适应这一要求产生的,是解决这类问题的理想工具。

主元分析(PCA)是一种降维的统计分析方法,它借助于一个正交变换,将其分量相关的原随机向量转化成其分量不相关的新随机向量,这在代数上表现为将原随机向量的协方差阵变换成对角形阵,在几何上表现为将原坐标系变换成新的正交坐标系,使之指向样本点散布最开的 p 个正交方向,然后对多维变量系统进行降维处理,使之能以一个较高精度转换成低维变量系统,再通过构造适当的价值函数,进一步把低维系统转化成一维系统。

PCA 是多维数据的一种图形表示方法,当维数大于 3 时便不能画出几何图形。多元统计研究的问题大都多于 3 个变量,要把研究的问题用图形表示出来,就要使变量少于 3 个,即维数小于 3。这样,就要经过主元分析,选取前两个主成分或其中某两个主成分,画出样本在二维平面上的分布情况,由图形可直观地看出各样本在主分量中的地位,进而还可以对样本进行分类处理,可以由图形发现远离大多数样本点的离群点。

污水处理过程是一种典型的复杂动态生物反应工程系统,具有非线性、时变性、随机性和不确定性等特点,而一般 PCA 方法只能有效处理线性变化的观测数据。PCA 一般可作为一种数据辅助处理方法与其他技术联合使用。

Rosen C 等^[12]系统总结了污水处理厂日常出现的信噪比低、丢失、跑飞等现象对应的数据预处理方法以及用多变量 PCA 和偏最小二乘解决数据高维和相关问题的方法,统计分析后可对出水质量变坏的原因和发生时间给出简明直观的信息。

Lennox J^[13]利用小波多尺度分析和多变量 PCA 相结合的统计过程监视方法,构造了直接针对污水处理过程的监视方法。通过多尺度上细节信号的计算,不仅扩展了分析频带,也实现了去噪(滤波)功能。小波分析引起的数据量增加问题又可通

过后续的 PCA 降维作用加以弥补。另外,采用自适应 PCA 方法,可解决过程输入或扰动均值及方差变化的情况。近年来,针对 PCA 在非线性的数据处理方面的缺憾,发展起来一种新型非线性 PCA 方法——核主元分析(Kernel Principal Component Analysis, KPCA)方法。KPCA 通过一个简单的核函数找到一个可计算的易控解,本质上就是构造一个从输入空间到特征空间的非线性映射,因此, KPCA 是在输入空间完成非线性的 PCA。

牛东晓等^[14]利用 KPCA 法对上海污水处理数据模拟得到了较好的结果。樊立萍等^[15]将 KPCA 法用到 SBR 污水处理系统,建立了基于 KPCA 的 SBR 污水处理过程在线监视策略,在监视暴雨事件等典型的 SBR 过程异常状态时,统计指标变化灵敏,诊断及时,达到比线性 PCA 更高的过程监视性能。

2.2 主元分析-神经网络在污水处理系统中的应用

主元分析-神经网络(PCA-ANN)已经显现出它在污水处理数据分析和模拟仿真方面的优势,樊立萍等^[16]提出了一种应用于 SBR 过程的 PAC-ANN 模型。

法国 Charef A 等^[17]曾以 71 组水样数据为基础(其中 30 组作为训练样本,41 组作为验证样本),以水样的水温、pH 及电导率作为输入变量,用 PCA 对数据处理后,再结合 BP 神经网络进行建模,得到了水样 COD 的估计值,估计值与实测值的相关系数达到 0.95。巴西 Oliveira-Esquerre K P 等^[18]以 RIPA-SA S/A 造纸废水氧化塘处理工艺两年来的 71 组每日监测数据为样本(80%作为训练样本,20%作为验证样本),计算了均方差(MSE)和相关系数,在 95%的置信度下,通过 F-检验比较了 ANN、PCA-ANN 和 PCR²(主元二次回归)模型在本数据样本模拟上的优劣,并利用 PCA-BPNN 技术对污水厂出水 BOD 进行了估计,估计值与训练样本的相关系数为 0.80,与验证样本的相关系数 R^2 为 0.77。在构建神经网络模型时,利用快速传播算法和 DBD 学习算法,确定了 5 个隐节点;通过计算 MSE 和相关系数,确定了以进水 COD、BOD、流量、出水 COD、流量和产纸量等 6 个参数作为输入的 BP 网络结构。PCA 预处理通过 Statistica 和 Minitab 计算机软件包完成,ANN 建模由现在最热门的神经网络模拟软件 NeuroSolutions Professional 实现。

冉维丽等^[19]提出 PCA-GABPNN 污水水质软测量方法,其中, GABP 算法采用局部改进遗传算

法优化神经网络权值,并采用自适应学习速率动量梯度下降算法对神经网络进行训练。实验数据来源于黑龙江某污水处理厂水质监测结果,利用PCA技术将原来包括pH、SS、 Ca^{2+} 、COD、氨氮、亚硝态氮、硝态氮、 CN^- 、 $\text{Ar}^{-\text{OH}}$ 、DO、 Cr^{6+} 和As的12维辅助变量,根据累计方差贡献率90%,将主元降至4维。并将标准BP算法、自适应学习速率动量梯度下降算法和GABP算法的收敛次数、速度和精度进行比较,得出PCA-GABP算法性能远远优于BP算法,既克服了传统BP算法训练速度慢、易陷入局部极小值、出现过拟合现象的缺点,又避免了遗传算法过早收敛的不足。GABP神经网络采用4个输入节点、8个隐节点、1个输出节点,隐含层和输出层的激励函数分别为双曲正切Sigmoid函数和线性函数,对28组测试样本进行模拟,结果表明,PCA-GABP模型收敛速度快、稳定性好、精度高,可用于污水处理厂对BOD进行在线预测。

由于神经网络模型对污水生物处理机理的研究不够深入,导致模型结构复杂,训练时间漫长。只有深入了解污水的生物处理机理后,才能找到更多相关的辅助变量,而去除一些无关的变量,既精简了模型,又节省了时间。近几年人们开始关注机理模型和神经网络模型相结合的混合模型。这种混合模型能非常有效且更加精确地预测工艺动态。

韩国Lee D S等^[20]选择原尺寸的焦炭污水处理过程作为模型的模拟系统。首先,利用PCA方法对实际运行数据进行分析;然后分别构建基于工艺原理和污水处理工艺运行数据的简化机理和神经网络模型;最后,以并行和串行方式结合机理和神经网络模型。模拟结果显示,与其他建模方法相比,并行混合模型甚至在有毒化合物冲击负荷等扰动下,仍具有较高地预测精度和较好的外推能力。在没有其他适用准确的工艺模型时,并行的混合神经网络模型是一种精确、经济有效的生物化学工艺建模工具。

3 结语

基于神经网络的软测量技术在污水处理系统中的应用,能够很好地进行数据分析与模拟仿真,不仅能进一步推动污水处理系统实时闭环控制的实现,而且对于开发其他工业过程具有智能优化算法的软测量技术具有一定的启发意义。同时,还可以考虑将此技术与虚拟仪器结合起来,使其实现有

利于实用化和在线应用。

中外研究成果表明,无论是ANN还是PCA-ANN,基于神经网络的软测量技术在污水处理系统中的应用仍然存在一些问题,需要不断改进和完善:

(1)神经网络的内在特点造成其具有结构选择困难、存在局部极小点等难以解决的问题,可通过进一步优化网络结构、结合其他数据处理方法加以解决。

(2)该技术多用于预测污水处理系统出水BOD、COD值,而对于如TN、氨氮、硝态氮、TP、SS等一样非常重要的参数预测不够,只有实现了这些重要参数的全面预测,才能够真正保证污水处理系统的正常运行控制。

(3)神经网络模型的训练及验证需要大量的有效数据,污水处理厂的历史运行数据除了存在不精确、大量丢失等情况外,通常还缺少与生物处理过程密切相关的参数,而这些参数很有可能就是模型的主要辅助变量。在没有这些辅助变量输入时,即使有再多的历史数据、再好的模型也无法取得好的预测效果。

(4)该技术对污水生物处理机理的研究不够深入,缺乏定量地分析和完备的理论基础支持,可通过加强对污水生物处理数学模型研究,建立规范适用的模型参数测量方法体系,通过理论和应用研究确定不同污水处理工艺中的不同辅助变量,最终确定与之密切相关的辅助变量。

参考文献:

- [1] 卿晓霞,余建平.软测量技术及其在污水处理系统中的应用[J].工业水处理,2005,25(3):13-16.
- [2] 杨中宝,彭省临,李朝艳.基于GIS的人工神经网络矿产预测系统设计及应用[J].地球科学与环境学报,2005,27(1):30-33.
- [3] 祁国强,刘载文,崔莉凤.基于RBF人工神经网络的生活污水处理软测量方法[J].北京工商大学学报:自然科学版,2004,22(3):36-38.
- [4] 管秋,王万良,徐新黎,等.基于神经网络的污水处理指标软测量研究[J].环境污染与防治,2006,28(2):156-158.
- [5] Hong Y S T, Rosen M R, Bhamidimarri R. Analysis of a Municipal Wastewater Treatment Plant Using a Neural Network-Based Pattern Analysis[J]. Water Research, 2003, 37(7): 1608-1618.
- [6] El-Din A G, Smith D W, El-Din M G. Application of Artificial Neural Networks in Wastewater Treatment[J]. Journal of Environmental Engineering and Science, 2004, 3(Sup): 81-95.
- [7] Hamed M M, Khalafallah M G, Hassani E A. Prediction

of Wastewater Treatment Plant Performance Using Artificial Neural Networks[J] . Environmental Modelling and Software, 2004, 19(10): 919-928.

[8] Schulze F H, Wolf H, Jansen H W, et al. Applications of Artificial Neural Networks in Integrated Water Management: Fiction or Future[J] . Water Science and Technology, 2005, 52(9): 21-31.

[9] Aguado D, Ferrer A, Seco A, et al. Comparison of Different Predictive Models for Nutrient Estimation in a Sequencing Batch Reactor for Wastewater Treatment[J] . Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2006, 84(1/2): 75-81.

[10] Ráduľ B, Gernaey K V, Capodaglio A G, et al. Artificial Neural Networks for Rapid WWTP Performance Evaluation: Methodology and Case Study[J] . Environmental Modelling and Software, 2007, 22(8): 1208-1216.

[11] Mjalli F S, Al-Ashah S, Alfadala H E. Use of Artificial Neural Network Black-Box Modeling for the Prediction of Wastewater Treatment Plants Performance[J] . Journal of Environmental Management, 2007, 83(3): 329-338.

[12] Rosen C, Olsson G. Disturbance Detection in Wastewater Treatment Systems[J] . Water Science and Technology, 1998, 37(12): 197-205.

[13] Lennox J. Multivariate Subspaces for Fault Detection and Isolation: with Applications to the Wastewater Treatment Process[D] . Brisbane: University of Queensland, 2002.

[14] Niu Dongxiao, Gu Xihua. Application of Linear Programming Techniques for Multidimensional Analysis of Preference-Kemel Principal Component Analysis Model in Wastewater Treatment[C] // International Association of Engineers. Proceedings of International Multiconference of Engineers and Computer Scientists 2007. Hongkong: Newswood Ltd, 2007.

[15] 樊立萍, 于海斌. 基于 KPCA 的 SBR 过程监视[J] . 仪器仪表学报, 2006, 20(3): 249-253.

[16] Fan Liping, Xu Yang. A PCA-Combined Neural Network Software Sensor for SBR Processes[C] // Liu Derong, Fei Shumin, Hou Zengguang, et al. Advances in Neural Networks-4th International Symposium on Neural Networks 2007 Proceedings: Part II. Berlin: Springer-Verlag, 2007.

[17] Charef A, Ghauch A, Baussand P, et al. Water Quality Monitoring Using a Smart Sensing System[J] . Measurement, 2000, 28(3): 219-224.

[18] Oliveira-Esquerrel K P, Mori M, Bruns R E. Simulation of an Industrial Wastewater Treatment Plant Using Artificial Neural Networks and Principal Components Analysis[J] . Brazilian Journal of Chemical Engineering, 2002, 19(4): 365-370.

[19] 冉维丽, 乔俊飞. 基于 PCA-GABP 神经网络的 BOD 软测量方法[J] . 控制工程, 2004, 11(3): 212-215.

[20] Lee D S, Jeon C O, Park J M, et al. Hybrid Neural Network Modeling of a FullScale Industrial Wastewater Treatment Process[J] . Biotechnology and Bioengineering, 2002, 78(6): 670-682.

(上接第 96 页)

3 结语

- (1)系统实现了监测数据单因子和综合指标的评价,评价结果可以以单点符号图和等值区域图的形式,达到了地下水污染分级警示的目的。
- (2)系统实现了对常规监测点地下水污染的预测,预测结果可以数据表和可视化的形式表达。
- (3)利用该系统查清了焦作市地下水质状况的空间分布规律以及铅、铁、锰、镉、六价铬、氟化物、氯化物等 15 种水质监测因子超标分布区域。

参考文献:

[1] 王立彬, 赵 承. 人均淡水资源量 2300 立方米相当于世界人均的 1/4, 我国是 13 个最贫水国之一[N] . 北京青年报, 2000-06-12(6).

[2] 尹国勋, 李振山. 地下水污染与防治: 焦作实证研究[M] . 北京: 中国环境科学出版社, 2005.

[3] 陈建春. Visual C++ 开发 GIS 系统: 开发实例剖析[M] . 北京: 电子工业出版社, 2004.

[4] 刘 光. 地理信息系统二次开发教程 组件篇[M] . 北京: 清华大学出版社, 2003.

[5] 樊 红, 翟建军. ArcView GIS 应用与开发技术[M] . 武汉: 武汉大学出版社, 2003.

[6] Scott Hutchinson, Larry Daniel. Inside ArcView GIS[M] . New York: On World Press, 2000.

[7] Amir H Razavi. ArcView GIS Developer's Guide Programming with Avenue[M] . New York: On World Press, 2002.

[8] 王正军. Visual C++ 6.0 程序设计从入门到精通[M] . 北京: 人民邮电出版社, 2006.

[9] GB/T14848-93, 地下水质量标准[S] .

[10] 邓聚龙. 灰预测与灰决策[M] . 武汉: 华中理工大学出版社, 2002.

[11] 朱东海, 任爱珠, 江见鲸. ArcView 应用开发中动态连接库方法研究[J] . 计算机工程, 2000, 26(9): 92-94.

[12] 邵华开, 付明泉, 刘雪梅, 等. 在 ArcView 3.0a 平台上应用 DLL 技术的探讨[J] . 大庆石油学院学报, 1998, 22(4): 47-50.

[13] 赵法锁, 宋 飞, 王艳婷, 等. 基于 GIS 的略阳县地质环境质量评价[J] . 地球科学与环境学报, 2006, 28(1): 88-91.

[14] 黄广生, 吴 方. 基于 GIS 的陕北景观结构[J] . 地球科学与环境学报, 2006, 28(3): 106-110.