

文章编号:1001-4810(2005)04-0300-05

湖南洛塔干河猪场表层岩溶泉 BP 人工神经网络分析^①

陈宏峰,朱明秋,夏日元,唐健生,梁彬
(中国地质科学院岩溶地质研究所,广西 桂林 541004)

摘要:采用湖南洛塔地区干河猪场表层岩溶泉日降水一日平均流量长期观测资料训练BP人工神经网络,建立了该泉的径流预测模型。通过模型训练输出结果中降水量对径流量的贡献率,分析了表层岩溶带对水资源的调蓄能力。结果表明,降水对泉流量的显著影响时间为6天,当天和前一天的降水对当天的流量影响最大;干河猪场表层岩溶带可调蓄26.1%的岩溶水资源;干河猪场泉的全部流量可作为可采资源量,平均流量5.8 L/s,可满足目前的引水需求;通过改善土壤和植被覆盖条件可提高其调蓄能力。

关键词:干河猪场表层岩溶泉;调蓄能力;BP人工神经网络;贡献率
中图分类号:P641.134 **文献标识码:**A

0 引言

表层岩溶带(epikarst zone)是指在可溶岩层(体)地表面附近上部,岩溶动力条件优越、溶蚀动力作用中的CO₂来源于土壤或大气、岩溶作用相对强烈、岩溶化程度较高并以相对完整的可溶岩部分为其下界面的岩溶发育带^[1]。表层岩溶带对岩溶水的调蓄能力^[2]与其发育的规模和连续性有关,这又取决于岩性和岩石结构、地质构造和地层产状、地形地貌和水动力条件以及植被和土壤等背景因素。表层岩溶带的形成条件与环境因子相互作用的复杂性给定量研究带来了难度。

本文以干河猪场表层岩溶泉系统为例,根据该泉的基本发育条件和日降水一日流量的长期观测资料,建立了径流预测的BP人工神经网络模型^[3~6],通过模型输出结果中降水量对径流量的贡献率,分析系统对表层岩溶水的调蓄能力,突破了以往神经网络黑箱模型的界限,研究成果对表层岩溶水资源评价、规划与开发利用具有重要意义。

1 自然地理和地质条件

干河猪场表层岩溶泉位于洛塔向斜东翼、洛塔车北东1.5 km处公路东侧干河猪场一带(图1),出露处为下二叠统茅口组(P_{1m}¹)、下二叠统栖霞组(P_{1q})的灰岩、白云岩分布区。泉域内基岩裸露,植被覆盖率约20%,地形坡度约40°,体积岩溶率较小,约为25%。干河猪场泉平均月流量0.08~94.59 L/s,最大流量1911.81 L/s。流量动态滞后降水时间一般为1~3 h,雨后泉流量峰值消退时间约1~3天,枯季常断流。

研究区属亚热带东南季风区的山地气候类型,年平均气温13.3℃。据洛塔地区降水观测,多年平均降水量为1649.7 mm,丰水期为5—9月份,平水期为3、4、10月份,枯水期1、2、11、12月份。

2 人工神经网络概述

人工神经网络^[7~11]始创于1940年代,是人们在模仿人脑处理问题的过程中发展起来的一种新型智能信息处理理论。1986年,美国学者Rumelhart和

① 基金项目:国土资源部科技攻关项目(20010303)、国家科技攻关项目西部开发科技行动课题(2002BA901A13)

第一作者陈宏峰(1979—),男,汉族,安徽怀宁人,工程师,研究方向:岩溶资源评价与开发利用。

收稿日期:2005-04-13

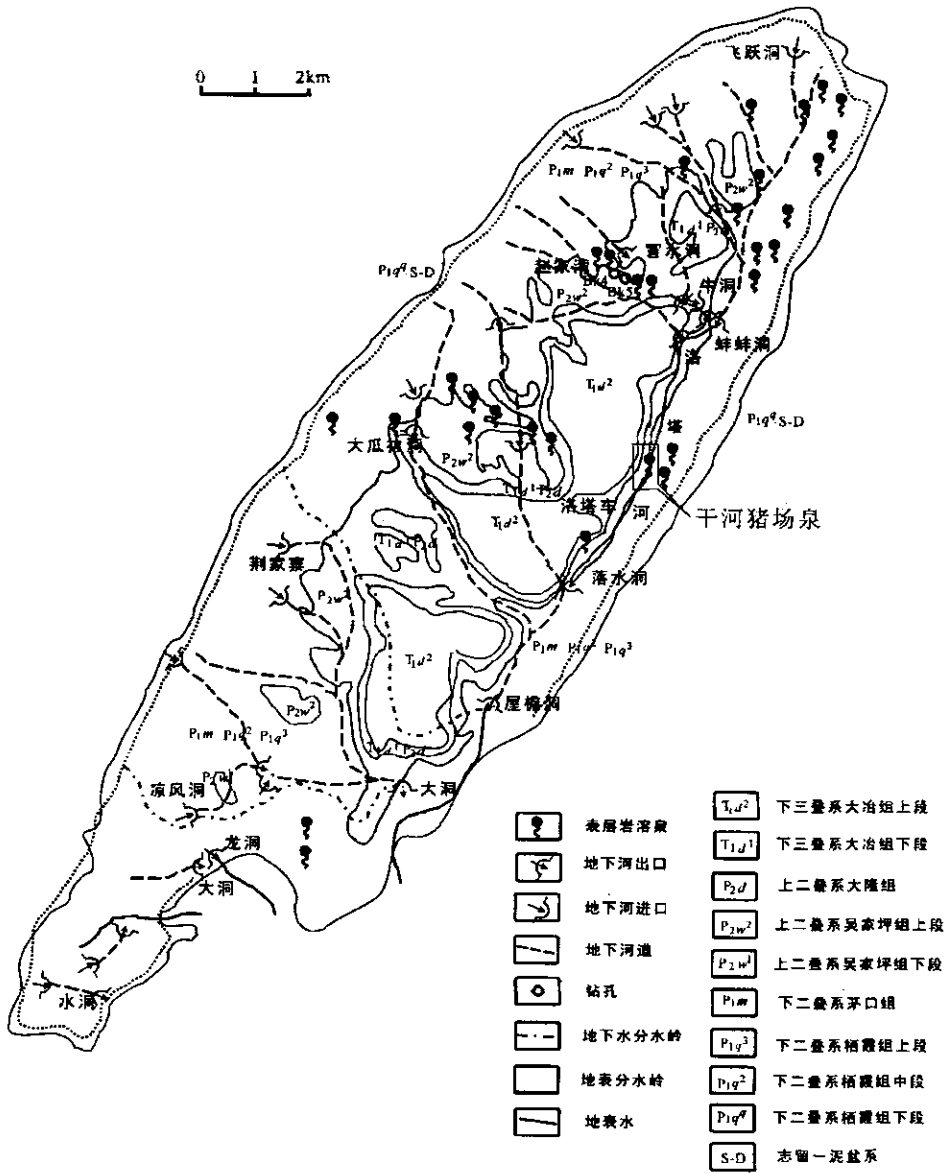


图 1 干河猪场泉区域位置分布图

Fig.1 Location of karst spring basin in Ganhezhuochang

Mcclelland 等提出的误差反向传播算法(简称 BP 算法)属于前馈型网络,它是一种采用最小均方差学习方式的多层映射网络。BP 神经网络模型(图2)具有输入层、隐含层和输出层 3 层结构,各层依次以权重系数连接,算法的学习过程由正向传播和反向传播组成。神经网络模型工作的关键在于其具有自动调节权重系数和阈值的能力。

本次研究在 Windows XP 环境下应用美国 Vesta Services 公司开发的神经网络模拟软件 Qnet V2000 实现模型训练。

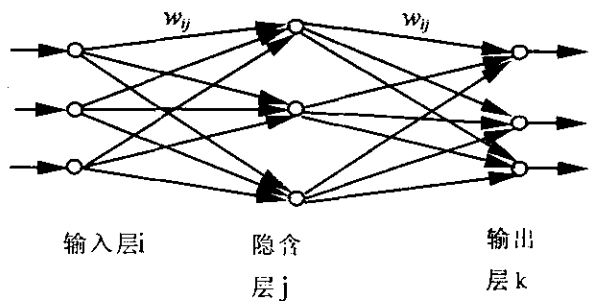


图 2 BP 神经网络结构示意图

Fig.2 Sketch map of structure of BP ANN

3 干河猪场表层岩溶泉系统 BP 人工神经网络模型

降水是洛塔地区表层岩溶泉流量变化最主要的控制因素。考虑地下水系统响应的延迟效应,将当天降水量与逐次向前递推的数天降水量作为模型的输入变量,当日平均流量作为输出变量(表1)。选取2001年丰水期中5月24日~7月1日的降水与泉流量动态观测资料,该时期内,降水较集中,干河猪场泉持续出

流,数据连续且有利于模型训练的实现。对数据进行归一化并作向前递推处理。

自2001年8月24日起至2001年9月7日连续15天研究区内无降水,自降水停止日期起,流量开始衰减,至9月3日干河猪场泉完全断流。由此判断降水对泉流量的影响时间应在10天以内,可初步确定网络模型的输入单元数目在10以内。隐含单元数目根据训练过程中误差下降情况确定。

表1 BP 人工神经网络模型输入、输出样本组成格式

Tab.1 Format of in-or output of BP ANN

输 入			输 出		
第 $n-k$ 天降水量	...	第 $n-2$ 天降水量	第 $n-1$ 天降水量	第 n 天降水量	第 n 天流量
第 $n-k+1$ 天降水量	...	第 $n-1$ 天降水量	第 n 天降水量	第 $n+1$ 天降水量	第 $n+1$ 天流量
第 $n-k+2$ 天降水量	...	第 n 天降水量	第 $n+1$ 天降水量	第 $n+2$ 天降水量	第 $n+2$ 天流量
第 $n-k+3$ 天降水量	...	第 $n+1$ 天降水量	第 $n+2$ 天降水量	第 $n+3$ 天降水量	第 $n+3$ 天流量
...

表2 BP 神经网络模型训练样本序列

Tab.2 Swatch serial of BP ANN training

输入1	输入2	输入3	输入4	输入5	输入6	输入7	输入8	输出单元
0.10	0.16	0.05	0.09	0.19	0.10	0.00	0.00	0.017537493
0.16	0.05	0.09	0.19	0.10	0.00	0.00	0.02	0.014880268
0.05	0.09	0.19	0.10	0.00	0.00	0.02	0.04	0.013497015
0.09	0.19	0.10	0.00	0.00	0.02	0.04	0.15	0.015984569
0.19	0.10	0.00	0.00	0.02	0.04	0.15	0.00	0.01858332
0.10	0.00	0.00	0.02	0.04	0.15	0.00	0.00	0.014483409
0.00	0.00	0.02	0.04	0.15	0.00	0.00	0.03	0.011632548
0.00	0.02	0.04	0.15	0.00	0.00	0.03	0.00	0.010435647
0.02	0.04	0.15	0.00	0.00	0.03	0.00	0.01	0.010435647
0.04	0.15	0.00	0.00	0.03	0.00	0.01	0.43	0.152975919
0.15	0.00	0.00	0.03	0.00	0.01	0.43	0.00	0.108378732
0.00	0.00	0.03	0.00	0.01	0.43	0.00	0.00	0.04501408
0.00	0.03	0.00	0.01	0.43	0.00	0.00	0.18	0.063033841
0.03	0.00	0.01	0.43	0.00	0.00	0.18	0.00	0.099283585
0.00	0.01	0.43	0.00	0.00	0.18	0.00	0.00	0.049596738
0.01	0.43	0.00	0.00	0.18	0.00	0.00	0.00	0.032176194
0.43	0.00	0.00	0.18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.025562369
0.00	0.00	0.18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.47	0.066317508
0.00	0.18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.47	0.19	0.315840224
0.18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.47	0.19	0.30	0.560921769
0.00	0.00	0.00	0.00	0.47	0.19	0.30	0.00	0.14431837
0.00	0.00	0.00	0.47	0.19	0.30	0.00	0.02	0.086632433
0.00	0.00	0.47	0.19	0.30	0.00	0.02	0.01	0.061164486
0.00	0.47	0.19	0.30	0.00	0.02	0.01	0.00	0.04758158
0.47	0.19	0.30	0.00	0.02	0.01	0.00	0.00	0.038802385
0.19	0.30	0.00	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.035199602
0.30	0.00	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.029484843
0.00	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.031525788
0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.024142786
0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.00	0.02012589
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.00	0.36	0.1349112
万为数据	0.00	0.00	0.00	0.08	0.00	0.36	0.01	0.042731158

按上述设置样本格式建立模型时发现,当输入单元数目过多,减小了样本数量,从而影响模型的泛化能力^[8];若输入单元数目过少,则不足以反映系统的客观情形。

表 3 干河猪场表层岩溶泉系统“八元”模型训练结果

Tab. 3 Training outcome of 8-unit BP ANN model of karst spring system in Ganhezhuchang

日期 (年.月.日)	径流实测 归一化值	训练结果 归一化值	绝对误差
2001.5.31	0.01754	0.01754	0.00000
2001.6.1	0.01488	0.01432	0.00056
2001.6.2	0.01350	0.01377	-0.00022
2001.6.3	0.01598	0.01564	-0.00006
2001.6.4	0.01858	0.01872	-0.00014
2001.6.5	0.01448	0.01448	0.00000
2001.6.6	0.01163	0.01175	-0.00012
2001.6.7	0.01044	0.01045	-0.00001
2001.6.8	0.01044	0.01076	-0.00032
2001.6.9	0.15298	0.15300	-0.00002
2001.6.10	0.10838	0.10835	0.00003
2001.6.11	0.04501	0.04501	0.00000
2001.6.12	0.06303	0.06304	-0.00001
2001.6.13	0.09928	0.09926	0.00002
2001.6.14	0.04960	0.04953	0.00007
2001.6.15	0.03218	0.03218	0.00000
2001.6.16	0.02556	0.02586	-0.00030
2001.6.17	0.06632	0.06633	-0.00001
2001.6.18	0.31584	0.31584	0.00000
2001.6.19	0.56092	0.56094	-0.00002
2001.6.20	0.14432	0.14431	0.00001
2001.6.21	0.08663	0.08665	-0.00002
2001.6.22	0.06116	0.06120	-0.00004
2001.6.23	0.04758	0.04759	-0.00001
2001.6.24	0.03880	0.03877	0.00003
2001.6.25	0.03520	0.03533	-0.00013
2001.6.26	0.02948	0.02925	0.00023
2001.6.27(检验)	0.03153	0.03131	0.00022
2001.6.28(检验)	0.02414	0.02447	-0.00033
2001.6.29(检验)	0.02013	0.01991	0.00022
2001.6.30(检验)	0.13491	0.13486	0.00005
2001.7.1(检验)	0.04273	0.04280	-0.00007

比较多次训练结果,当输入层单元个数为8、隐含层单元个数为5,输出单元个数为1时,网络模型可获得理想的结果(表2,3),因此,得到由8个输入单元对应于当日与向前7天的降水量,5个隐含层单元和1个输出单元对应当日流量的3层网络模型。

与实测结果的归一化值相比,模型训练的最大绝对误差为0.00056(表3,2001.6.1),运用模型对2001年6月27日~7月1日的流量进行预测,模拟值与实

测值基本吻合,最大相对误差为1.37%(表3,2001.6.28)。足见该模型可用于干河猪场表层岩溶泉的径流预测。

4 干河猪场表层岩溶泉系统BP神经网络模型训练结果分析

(1) 自第1天至第8天,各日降水量对第8天日平均流量的贡献率依次为:2.17%、2.97%、9.52%、11.54%、6.17%、15.26%、25.10%和27.28%(图3)。由于模型的输入节点对输出节点的贡献率不可能为零,而第1天和第2天的降水对当日径流量贡献率甚微,可以断定,降水对干河猪场表层岩溶泉流量显著影响时间为6天,且前1天和当天的降水量对当天的日平均流量影响最大。

(2) 整个贡献率曲线分成两段,以输入节点5为界线,由2条上升曲线组成。

这种现象与降水入渗过程和表层岩溶带的调蓄功能有关。一般来说,降水入渗补给进入表层岩溶带后,一部分水流快速透过而流失,另一部分则储存在表层岩溶带的溶蚀裂隙及上覆的土壤中,表层岩溶带水文地质系统延迟入渗水在系统内部滞留的时间,并将降水脉冲输入的补给形式转换成连续波状输出的排泄方式。这两部分的水量在总降水入渗补给中的份额与表层岩溶带发育的规模和连续性有关,即岩性、岩石结构、地质构造、地层产状、地形地貌、水动力条件、植被和土壤等因素。因此,可认为包括第8天在内的向前连续4天的降水通过快速流来影响当日(第8天)平均流量,4天的降水对总流量的贡献率之和,即此4天的降水量转化为地下水的份额占当日地下水流量的73.8%;而第1天到第4天降水贡献率的变化则反映了表层岩溶带中微小裂隙以及植被、土壤对地下水的截留延滞作用,总贡献率为26.1%。

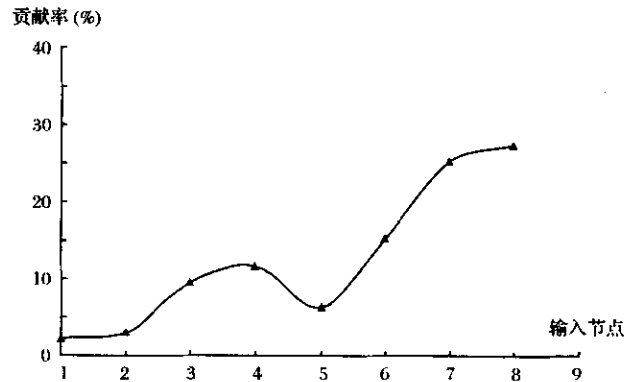


图 3 BP 模型中输入节点对输出节点的贡献率

Fig. 3 Contributing rate of input nodes to output ones in BP ANN

两种贡献率中,前者与表层岩溶带中管道和裂隙发育等地质条件有关,反映了表层岩溶带的透水(导水)能力;而后者与表层岩溶带的微小裂隙、植被、土壤等发育状况有关,反映了表层岩溶带对地下水资源的调蓄能力。对于某一既定的表层岩溶带而言,地层岩性、构造及水动力条件等因素在一定时段内相对恒定,改变表层岩溶带的调蓄能力则可通过人工改变区域内植被和土壤条件来实现。

5 讨论

目前,干河猪场泉域范围内无耕地分布,仅有洛塔中学通过管道引水解决师生的生活用水,引水流量最大为3.5 L/s,最小为0.5 L/s。流域的平均日降雨量为4.1 mm,将其作为连续8天的平均降雨,进行归一化处理作为模型的输入,输出结果为0.02403,还原成流量则为5.80 L/s。由于流量较小,利用技术难度小,可将全部泉流量作为可采资源量。因此,在连续的平均降水条件下,该泉可满足需水要求。但是如前文所述,降水对流量的显著影响时间为6天,若气象预报未来6天无降水或降水不及平均水平,则居民应提前蓄水,以备不时之需。

6 结论

(1) 干河猪场表层岩溶水系统的日降水量—日平均流量BP神经网络预测模型结构为:8个输入层单元对应当日和前7天的降水量,5个隐含层单元和1个对应于当日平均流量的输出单元。

(2) 降水对流量的显著影响时间为6天,尤其是当天和前一天的降水量对当天的流量影响最大。

73.8%的表层岩溶水通过干河猪场表层岩溶带中的管道、裂隙等以快速流排泄,该表层岩溶带可调蓄26.2%的表层岩溶水,通过改善流域的生态条件可提高表层岩溶带对地下水的调蓄能力。

参考文献

- [1] 劳文科,李兆林,罗伟权,等. 洛塔地区表层岩溶带基本特征及其类型划分[J]. 中国岩溶,2002,21(1): 30-35.
- [2] 夏日元,陈宏峰,邹胜章等. 表层岩溶带研究方法及其意义[A]. 中国岩溶地下水与石漠化研究[C]. 广西科学技术出版社,2003.
- [3] 王敏夫,邓克难. 岩溶地区快慢速流地下水的划分[A]. 水资源评价论文集[C]. 1989,229-239.
- [4] 靳蕃. 神经计算智能基础:原理与方法[M]. 成都:西南交通大学出版社,2001.
- [5] 魏加华,张建立,李宇,等. 地下水系统BP网络模型的设计与实现[J]. 工程勘察,2002,(2):20-24.
- [6] 周翔,朱学愚. 人工神经网络在岩溶水资源评价中的应用[J]. 中国岩溶,1999,18(4):337-341.
- [7] Holger R. maier and Graeme C. Dandy, The Use of Artificial Neural Networks for the Prediction of Water Quality Parameters [J]. Water Resources Research. . 1996, 32(4): 1013-1022.
- [8] Rogers, L. Land F. U. Dowla, Optimization of Groundwater Remediation Using Artificial Neural Networks with Parallel Solute Transport Modeling [J]. Water Resources, 1994, 30(2): 457-481.
- [9] Doughterty D E, Marryott R A. Optimal groundwater management. Simulated annealing [J]. Water Resources Research, 1991, 27(10): 2493-2508.
- [10] Marryott R A, Doughterty D E, Stollar R L. Optimal groundwater management. Application of simulated annealing to a field-scale contaminated site [J]. Water Resources Research, 1993, 29(4): 847-860
- [11] Dagan G, Neuman S P. Subsurface Flow and Transport: A Stochastic Approach [M]. New York: Cambridge University Press, 1997. 1-90.

ANALYSIS ON EPIKARST SPRING WITH BP ANN IN LUOTA, HUNAN PROVINCE

CHEN Hong-feng, ZHU Ming-qiu, XIA Ri-yuan, TANG Jian-sheng, LIANG Bin
(Institute of Karst Geology, CAGS, Guilin, Guangxi 541004, China)

Abstract: This paper presents a forecast model of runoff to epikarst spring in Ganhezhuchang with BP ANN based on the long-term observation data of precipitation and flux in Luota, West Hunan. Contributing rate of precipitation to runoff are calculated to analyze the capability of modulation and storage in the epikarst zone, the time that the daily precipitation significantly affects the runoff is 6 days, especially on the present day and the previous day, the above-mentioned contributing rate accounts for 52.38%, and the epikarst zone in Ganhezhuchang can also modulate and conserve 26.2% of the epikarst water, and the conserving capability can be enhanced by improving soil and vegetation conditions. All the flux of epikarst spring in Ganhezhuchang can be the safe yield, and average flow of which is 5.8 L/s, which can suffice channeling water.

Key words: Epikarst spring in Ganhezhuchang; Capability of modulation and conservation; BP ANN; Contributing rate