

灰色 BP 神经网络模型在民勤盆地地下水埋深动态预测中的应用

杨 婷, 魏晓妹, 胡国杰, 许义和

(西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西 杨凌 712100)

摘 要: 先建立等维新息 GM(1,1)模型和 BP 神经网络模型相耦合的灰色 BP 神经网络组合模型,再以民勤盆地 64、65 和 84 号井为代表,运用此模型模拟和预报石羊河下游民勤盆地的地下水埋深动态。模型精度检验表明,64、65 和 84 号井预测值的平均相对误差分别为 0.45%,0.93%,0.62%,均小于 1%,符合精度要求。相比 GM(1,1)模型,组合模型预测的相对误差整体上较小;相比 BP 模型,64 号井组合模型预测的 1998~2001 年地下水埋深平均绝对误差从 0.32m 减少为 0.07m,精度显著提高。结果表明:组合模型综合考虑了地下水埋深序列的确定性和不确定性变化,具有更高的预测精度,适合于短期预报。

关键词: GM(1,1)模型;灰色 BP 网络模型;地下水埋深预测;民勤盆地

中图分类号: TV211.1⁺2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-7601(2011)02-0204-05

石羊河流域位于甘肃省河西走廊东部,降水稀少,蒸发强烈。流域内人均占有水资源仅 775 m³,耕地 667m² 均占有水资源仅 280 m³,属于典型的资源型缺水地区^[1]。近 20 a 来,随着流域经济社会的发展和人口的增加,水资源的供需矛盾日益突出。尤其是流域下游的民勤盆地,由于上中游用水急剧增加,致使进入该盆地的地表水量急剧减少,为了维持自身经济社会的发展,不得不大量开采地下水,导致地下水位持续下降,引发了水质恶化、土地旱化、植被衰退、土地沙漠化等一系列生态环境问题^[2]。因此,维持合理的地下水位对维系该绿洲的生存和发展至关重要。对石羊河流域民勤盆地地下水位的变化进行预测,可以为该区水资源合理开发利用和科学管理提供依据。

1 地下水位预测模型

目前,地下水位预测的方法很多,如时间序列分析法,灰色预测法,神经网络,支持向量机以及其他方法如有限单元法、有限差分法等^[3]。这些方法在应用中取得了一定的成果,但也存在一定的局限性。由于影响地下水位的因素具有复杂性和不确定性,任何一种单一模型都难以全面描述地下水动态变化的趋势性和波动性。因而有必要研究和运用组合预测方法来提高地下水位的预测精度。

灰色预测方法构建指数增长模型,能反映序列

在时间上的变化特性,有效地模拟时间序列的变化趋势。地下水位变化是一个典型的灰色系统问题,用灰色 GM(1,1)模型能较好反映地下水位的变化特性。另一方面,地下水系统是一个高度复杂的非线性系统,从时序上常呈现复杂的非线性特征。而人工神经网络可以逼近任意函数,具有良好的非线性映射能力^[4],在不确定性因素预测中占有优势。BP (Back Propagation)网络是目前应用最成功和广泛的人工神经网络。本文建立基于等维新息 GM(1,1)模型和 BP 神经网络的串联组合模型,使二者取长补短,更全面的反映时间序列的变化规律,减少随机性。GM(1,1)模型和 BP 神经网络组合模型优点^[3]表现在:

(1) GM(1,1)模型能较好地预测地下水位变化的总体趋势,但不适合逼近复杂的非线性函数;BP 人工神经网络具有很强的非线性映射能力,在不确定性因素预测领域占优势,但对整体趋势的泛化能力较弱。二者结合,能充分考虑确定性和不确定性因素^[3],从而提高预测精度。

(2) GM(1,1)模型用较少数据建模,适合于小样本预测,而 BP 模型适合长时间序列预测。二者结合,能充分挖掘数据序列的信息,从而提高预测精度。

1.1 等维新息 GM(1,1)模型

GM(1,1)是单序列一阶线性模型,其实质^[5]是

收稿日期:2010-09-28
基金项目:国家自然科学基金项目(50879071)
作者简介:杨 婷(1987—),女,湖南新化人,在读博士,主要从事水资源利用与管理方面的研究。E-mail:hahayangting@126.com。
通讯作者:魏晓妹(1957—),女,甘肃甘谷人,教授,博士生导师,主要从事水资源利用与管理方面的教学与科研工作。
(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

通过对原始数据序列的累加生成, 弱化随机扰动因素的影响, 凸现其指数增长趋势, 然后便可用指数曲线进行模拟。

模型的建立步骤如下^[5,6]:

(1) 原始时间序列:

$$X^{(0)} = \{X^{(0)}(1), X^{(0)}(2), \dots, X^{(0)}(n)\}$$

(2) 构造累加生成序列:

$$X^{(1)} = \{X^{(1)}(1), X^{(1)}(2), \dots, X^{(1)}(n)\}$$

(3) 建立白化微分方程: $\frac{dX^{(1)}}{dt} + \alpha X^{(1)} = \mu$ 。其中: α 称为发展灰数; μ 称为内生控制灰数。

可利用最小二乘法解得:

$$(\hat{\alpha}, \hat{\mu}) = (B^T B)^{-1} B^T Y_n \tag{1}$$

其中, $B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[X^{(1)}(2) + X^{(1)}(1)], 1 \\ -\frac{1}{2}[X^{(1)}(3) + X^{(1)}(2)], 1 \\ \dots \\ -\frac{1}{2}[X^{(1)}(n) + X^{(1)}(n-1)], 1 \end{bmatrix}$ (2)

$$Y_n = [X^{(0)}(2), X^{(0)}(3), \dots, X^{(0)}(n)]^T \tag{3}$$

(4) 解白化方程得时间响应式:

$$X^{(1)}(t+1) = (X^{(0)}(1) - \frac{\mu}{\alpha})e^{-\alpha t} + \frac{\mu}{\alpha} \tag{4}$$

$$X^{(0)}(t+1) = X^{(1)}(t+1) - X^{(1)}(t) \tag{5}$$

等维新息模型^[3]是在原始数据序列中, 加入新息数据 $X^{(0)}(n+1)$, 同时去掉最老的数据 $X^{(0)}(1)$, 以保持数据的维数, 用数据序列 $\{X^{(0)}(2), X^{(0)}(3), \dots, X^{(0)}(n+1)\}$ 代替原始序列, 重新建立 GM(1, 1) 模型, 预测下一个值 $X^{(0)}(n+2)$, 这样依次递补, 逐个预测, 直至完成预测目标或达到一定的精度要求为止。

1.2 BP 神经网络模型

BP 网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络, 是目前应用最广泛的神经网络模型之一。其基本思想是, 学习过程由工作信号的正向传播与误差信号的反向传播组成。正向传播时, 输入样本从输入层传入, 经各隐含层处理后, 传向输出层, 若输出层的实际输出与期望的输出不符合要求, 则转入误差的反向传播阶段。误差反向传播是将输出误差以某种形式通过隐含层向输入层逐层反向传播, 并将误差分摊给各层的所有单元, 从而获得各层单元的误差信号, 此误差信号即作为修正各单元的依据。这种信号正向传播与误差反向传播的各层权值调整过程, 是周而复始地进行的。权值不断调整的过程, 也就是网络的学习训练过程。此过程一直进

行到网络输出的误差满足预定的误差精度为止^[7,8]。

(1) 网络层数的选择。

BP 网络由输入层、隐含层、输出层组成。理论上已经证明, 3 层 BP 网络(单隐含层)能够逼近任何有理函数。增加网络的层数可以进一步降低误差, 但同时也使网络复杂化^[9]。目前在 BP 模型的应用中, 一般采用 3 层 BP 结构。

(2) 激励函数的选择。

不同的激励函数可以反映样本与输出之间不同的对应关系。BP 神经网络中激励函数可以选用 logsig 函数和 tansig 函数, 即对数 S 型函数和双曲正切函数。输出层也可以采用纯线性函数。对于地下水位模拟预报中, 输入层和输出层均推荐使用 tansig 激励函数^[9]。tansig 函数表达式为:

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \tag{6}$$

建模时需要将样本的输入、输出数据归一化, 一般为[0, 1]之间。隐含层节点的确定直接影响着网络的映射能力, 一般先按经验公式初步确定, 然后通过对样本集的训练, 选择网络误差最小时对应的隐层节点数。

1.3 灰色 BP 神经网络组合模型

将上述等维新息 GM(1, 1)模型与 BP 神经网络相耦合, 既能把握时间序列间的内在关系, 也融合了神经网络在不确定性因素预测领域的优势, 使模型精度得以提高。

灰色 BP 神经网络组合模型的建模步骤如下:

(1) 将地下水位年实测序列 5 个一组组成小样本, 按照等维新息 GM(1, 1)模型的方法得到下一年的预测值, 从而依次得到各年地下水位模拟预测数据, 形成 6 维数组。即: $\{X^{(0)}(i), X^{(0)}(i+1), X^{(0)}(i+2), X^{(0)}(i+3), X^{(0)}(i+4), X^{(0)}(i+5)\}$ 。

(2) 以步骤(1)中模拟值的 2~5 维($\{X^{(0)}(i+1), X^{(0)}(i+2), X^{(0)}(i+3), X^{(0)}(i+4)\}$)作为 BP 神经网络的输入, 对应的实测值作为输出, 建立三层 BP 网络。其中输入层有 4 个节点, 输出层有 4 个节点。隐层节点的个数经过训练比较得到。训练 BP 神经网络, 得到网络中对应的每个节点的一系列权值和阈值。以 3~6 维数据作为测试集, 等维新息 GM(1, 1)模型各年的预测值 $\{X^{(0)}(i+5)\}$ 作为输入对应的输出即为组合模型的各年的预测值, 将其与实测值比较测试网络的训练效果。

(3) 用最近实测值小样本序列得到 GM(1, 1)模型的下年预测值, 将其作为 BP 网络的输入, 从而得

到组合模型相应的下年预测值。将该预测值作为新的实测值递补实测值小样本序列,继续进行以后年份的预测。

2 灰色 BP 神经网络组合模型的应用

依据 1981~2001 年的实测地下水埋深序列资料,以位于民勤盆地三雷乡下雷五社的 64 号井、新河乡上冬五社的 65 号井和薛百乡宋河六社的 84 号井为代表,应用上述灰色 BP 神经网络组合模型模拟和预测地下水埋深的变化。

由 Matlab7 编程,建立灰色 BP 神经网络组合模型。先用等维新息 GM(1,1)模型进行预测,由预测结果得到 BP 神经网络模型的输入、输出样本。将

输入、输出数据归一化到[0,1]之间,选取隐含层节点个数为 12,隐层和输出层激励函数均为双曲正切 S 型函数 tansig,BP 神经网络训练算法采用 Levenberg—Marquardt (LM)算法,自学习率为 0.68,训练目标为 10^{-6} 。训练该 BP 网络,测试误差达到 10^{-4} 。

2.1 模型预测精度检验

将各井的测试集样本输入灰色 BP 组合模型得到相应的预测值,并与对应年份的实测值比较,其误差如表 1 所示。由该表数据可以看出,各井的相对误差都很小,均不超过 3%。经计算,64 号井、65 号井、84 号井的平均相对误差分别为 0.45%,0.93%,0.62%,均小于 1%。由此可以认为,该灰色 BP 模型检验效果很好,可以用于预测。

表 1 灰色 BP 组合模型预测精度检验表									
Table 1 Prediction accuracy test of GM(1,1) and BP neural network coupled model									
年份 Year	实测值(m) Measured value			测试样本检验值(m) Test value			相对误差(%) Relative error		
	64 号井 Well 64	65 号井 Well 65	84 号井 Well 84	64 号井 Well 64	65 号井 Well 65	84 号井 Well 84	64 号井 Well 64	65 号井 Well 65	84 号井 Well 84
1985	7.50	9.43	10.29	7.55	9.45	10.38	0.67	0.22	0.83
1986	7.98	10.08	10.77	8.02	10.04	10.78	0.50	0.44	0.13
1987	8.56	10.67	11.33	8.54	10.67	11.25	0.23	0.00	0.71
1988	9.13	11.28	11.90	9.14	11.41	11.89	0.11	1.17	0.07
1989	9.73	12.20	12.58	9.77	12.07	12.49	0.41	1.03	0.75
1990	10.43	12.99	13.22	10.42	12.88	13.21	0.10	0.83	0.05
1991	11.24	13.83	14.04	11.11	13.86	13.89	1.16	0.20	1.03
1992	12.05	14.65	14.64	12.01	14.89	14.85	0.33	1.62	1.45
1993	12.99	15.73	15.15	12.94	15.60	15.45	0.38	0.84	1.99
1994	13.78	16.82	15.78	13.98	16.71	15.86	1.45	0.65	0.49
1995	14.79	17.58	16.38	14.80	17.85	16.38	0.07	1.51	0.03
1996	15.70	18.32	16.91	15.79	18.63	16.92	0.57	1.68	0.08
1997	16.67	18.61	17.53	16.72	18.99	17.50	0.30	2.05	0.15
1998	17.68	18.77	18.24	17.74	19.03	18.20	0.34	1.40	0.25
1999	18.75	18.72	18.78	18.72	18.94	18.82	0.16	1.16	0.21
2000	19.49	18.61	18.87	19.64	18.75	19.14	0.77	0.77	1.41
2001	20.22	18.66	19.25	20.20	18.62	19.06	0.10	0.20	0.98

2.2 模型精度对比分析

由于篇幅限制,这里仅以民勤盆地 64 号观测井为例,对比分析灰色 BP 组合模型与 GM(1,1)模型、BP 模型的预测精度。

2.2.1 组合模型与 GM(1,1)模型的对比 通过 64 号井组合模型测试集 1985~2001 年的预测结果与等维新息 GM(1,1)模型同期的预测结果比较可知(表 2):组合模型的相对误差整体上小于 GM(1,1)模型的相对误差。经计算,等维新息 GM(1,1)模型的预测平均相对误差为 0.7%,而灰色 BP 神经网络

组合模型的预测平均相对误差仅为 0.45%。等维新息 GM(1,1)模型的预测平均绝对误差为 0.1 m,精度较高;而组合模型的预测平均绝对误差仅为 0.06 m,整体预测精度仍有较大提高。可见,灰色 BP 神经网络组合模型预测精度高于单纯的等维新息 GM(1,1)模型。

2.2.2 组合模型与 BP 模型的对比 利用 64 号井 1980~1997 年的数据资料建立 BP 神经网络模型对 1998~2001 年地下水埋深进行预测,结果见表 3。

从该表可以看出,1998~2001 年组合模型绝对误差

均小于 BP 神经网络模型的误差。BP 网络模型预测的平均绝对误差为 0.32 m,而灰色 BP 神经网络组合模型预测的平均绝对误差仅为 0.07 m。由于采用的地下水埋深序列较短,且没有考虑各影响因子对地下水埋深的影响,单纯的 BP 神经网络模型的预测精度不高,相比之下,组合模型的预测精度大大提高。

表 2 民勤盆地 64 号井地下水埋深实测值与 GM(1,1)模型、组合模型预测值比较

Table 2 Comparison of measured groundwater depth and predicted value of GM(1, 1) model and Coupled Model in Well 64 of Minqi basin

年份 Year	实测值 Measured value (m)	GM(1,1)模型 GM(1,1) model		组合模型 Coupled model	
		预测值 Predicted value (m)	相对误差 Relative error (%)	预测值 Predicted value (m)	相对误差 Relative error (%)
1985	7.50	7.61	1.45	7.55	0.67
1986	7.98	8.04	0.76	8.02	0.50
1987	8.56	8.54	0.20	8.54	0.23
1988	9.13	9.12	0.06	9.14	0.11
1989	9.73	9.75	0.21	9.77	0.41
1990	10.43	10.40	0.30	10.42	0.10
1991	11.24	11.12	1.08	11.11	1.16
1992	12.05	12.02	0.28	12.01	0.33
1993	12.99	12.94	0.35	12.94	0.38
1994	13.78	13.95	1.27	13.98	1.45
1995	14.79	14.80	0.04	14.80	0.07
1996	15.70	15.80	0.66	15.79	0.57
1997	16.67	16.75	0.45	16.72	0.30
1998	17.68	17.77	0.54	17.74	0.34
1999	18.75	18.76	0.06	18.72	0.16
2000	19.49	19.89	2.05	19.64	0.77
2001	20.22	20.64	2.09	20.20	0.10

表 3 民勤盆地 64 号井地下水埋深实测值与 BP 网络模型、组合模型预测值比较

Table 3 Comparison of measured groundwater depth and predicted value of BP model and coupled model in Well 64 of Minqi basin

年份 Year	实测值 Measured value (m)	BP 网络模型 BP neural network model		组合模型 Coupled model	
		预测值 Predicted Value (m)	绝对误差 Absolute error (m)	预测值 Predicted Value (m)	绝对误差 Absolute error (m)
1998	17.68	18.03	0.35	17.74	0.06
1999	18.75	18.83	0.08	18.72	0.03
2000	19.49	19.88	0.39	19.64	0.15
2001	20.22	20.67	0.45	20.20	0.02

以上分析表明,灰色 BP 神经网络模型综合考虑了地下水埋深序列的确定性变化和不确定性变

化,相比单一的 GM(1,1)模型和 BP 神经网络模型,模型的预测精度更高。

2.3 模型的实际预测

由以上建立的灰色 BP 模型预测 2002~2005 年的地下水埋深值,预测结果见表 4。图 1~图 3 分别为三眼井实测与预测地下水埋深的变化趋势。

表 4 灰色 BP 神经网络组合模型地下水埋深预测值

Table 4 Groundwater depth prediction using GM(1,1) and BP neural network coupled model

年份 Year	地下水埋深预测值(m) Predicted value of groundwater depth		
	64 号井 Well 64	65 号井 Well 65	84 号井 Well 84
2002	20.85	18.51	19.58
2003	21.36	18.73	19.83
2004	22.18	18.63	20.20
2005	22.70	18.62	20.52

分析图 1~图 3 可以看出:灰色 BP 神经网络组合模型预测的 2002~2005 年地下水埋深,与 1980~2001 年实测值的变化趋势有很好的承接性和一致性,表明组合模型客观地反映了数据序列在时间上的变化特性,具有较高的精度。预测结果表明,2002~2005 年民勤盆地 64 号井和 84 号井的地下水埋深预测值逐年增加,地下水位呈持续下降趋势;65 号井的地下水埋深值在 18.6 m 左右波动,基本保持稳定。

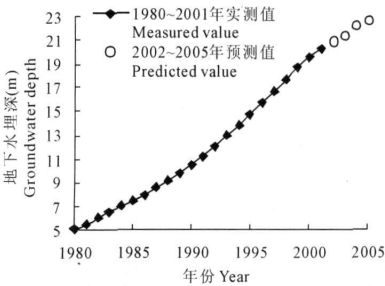


图 1 64 号井地下水埋深实测值及预测值

Fig. 1 Measured and predicted groundwater depth of Well 64

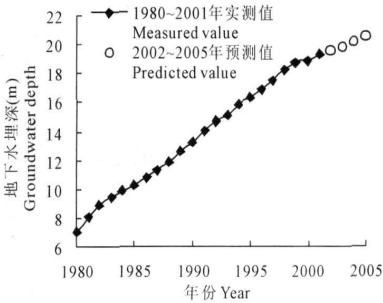


图 2 84 号井地下水埋深实测值及预测值

Fig. 2 Measured and predicted groundwater depth of Well 84

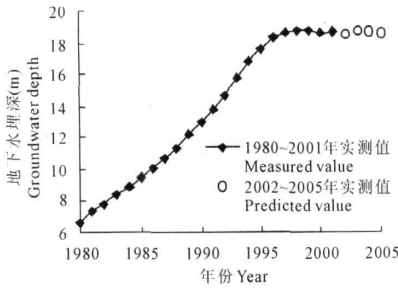


图 3 65 号井地下水埋深实测值及预测值

Fig.3 Measured and predicted groundwater depth of Well 65

3 结论与讨论

1) 根据石羊河流域下游民勤盆地地下水埋深序列变化的特点,建立了灰色 BP 神经网络组合模型。相比单一的 GM(1,1)模型和 BP 神经网络模型,组合模型有较高的预测精度,能很好地模拟地下水埋深序列在时间上的变化特性。

2) 以民勤盆地 64 号井、65 号井和 84 号井的 1980—2001 年地下水实测埋深序列为代表,应用此组合模型进行预测。结果表明,64 号井和 84 号井地下水位呈持续下降趋势,而 65 号井地下水埋深值在小幅波动中基本保持稳定。

3) 由于灰色 BP 神经网络模型的预测结果是基

于等维新息 GM(1,1)模型的预测结果来提高精度的,且组合模型预测值用于递补为实测值,故往后年份的预测,会使得小误差累积,精度可能有所下降。所以该模型适合于短期预报。

参考文献:

- [1] 孙月,毛晓敏,沈清林,等.石羊河流域地下水埋深时空变化规律研究[J].干旱区资源与环境,2009,23(12):112—116.
- [2] 马岚.石羊河下游民勤盆地地下水水位动态模拟及其调控研究[D].杨凌:西北农林科技大学,2009.
- [3] 苏安玉,李衡,濮励杰,等.基于 RAGA—BP 神经网络模型的三江平原地下水资源预测研究[J].地理科学,2009,29(2):283—287.
- [4] 迟道才,唐延芳,顾拓,等.灌溉用水量的并联型灰色神经网络预测[J].农业工程学报,2009,25(5):26—29.
- [5] 陈梓玄,李占斌,李鹏,等.灰色最小二乘支持向量机在灌溉用水量预测中的应用[J].水资源与水工程学报,2010,21(1):75—78.
- [6] 拜存有,冯旭,张升堂,等.灰色等维新息模型在灌溉用水量预测中的应用研究[J].西北农林科技大学学报,2004,32(9):115—118.
- [7] 石海洋,康慕宁,邓正宏.基于灰色 BP 网络的城市建设用地预测模型[J].计算机工程与应用,2010,46(1):218—220.
- [8] 朱大奇,史慧.人工神经网络原理及应用[M].北京:科学出版社,2006:33—40.
- [9] 屈忠义,陈亚新,史海滨,等.地下水文预测中 BP 网络的模型结构及算法探讨[J].水利学报,2004,(2):88—93.

Application of GM(1,1) and BP neural network coupled model in groundwater dynamic prediction of Minqin basin

YANG Ting, WEI Xiao-mei, HU Guo-jie, XU Yi-he

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

Abstract: A coupled model of GM(1,1) and BP neural network is established and applied in groundwater dynamic simulation and prediction of Minqin basin using data of well 64, well 65 and well 84 as representatives. Accuracy test of this model indicates that the average relative errors of these three wells are 0.45%, 0.93% and 0.62% respectively, which are all less than 1% and meet the accuracy requirements. Compared with GM(1,1), the predicted average relative errors of this coupled model are all less than that of GM(1,1) model. And when compared with BP model, the average absolute error of predicted groundwater depth of 1998~2001 reduced greatly from 0.32 m to 0.07 m. The results show that this coupled model considers the certainty and uncertainty of groundwater depth time series, with high accuracy of possessing prediction, and can be used for short term prediction.

Keywords: GM(1,1) model; grey BP Neural network coupled model; prediction of groundwater depth; Minqin basin