

DOI: 10.14042/j.cnki.32.1309.2017.03.012

基于主成分-时间序列模型的地下水位预测

张展羽^{1,2}, 梁振华^{1,2}, 冯宝平^{1,2}, 黄继文³, 吴东^{1,2}

(1. 河海大学水利水电学院, 江苏 南京 210098; 2. 河海大学南方地区高效灌排与农业水土环境教育部重点实验室, 江苏 南京 210098;
3. 山东省水利科学研究院, 山东 济南 250013)

摘要: 地下水位预测是区域水资源管理的重要依据。针对地下水位在时间序列上表现出高度的随机性和滞后性, 建立了基于主成分分析与多变量时间序列 CAR(Controlled Auto-Regressive) 模型耦合的地下水位预报模型, 将该模型应用于济南市陡沟灌区地下水位预测, 结果显示, 模型模拟值与实测值的决定系数 R^2 和 Nash-Sutcliffe 系数 E_m 均达到 0.90 以上; 以 2011 年为基准年, 当降水量减少 10%~20%, 蒸发量和生活用水量增加 10%~20%, 调入 27.39 万~137.0 万 m^3 地表水用于农业灌溉时, 到 2030 年灌区地下水位将维持在 30.99~31.29 m, 较基准年上升 0.12~0.42 m。在区域水资源紧缺的背景下, 适当引入地表水灌溉, 减少地下水的开采, 灌区地下水位将逐步回升, 对于灌区的可持续发展和区域水资源的合理利用具有重要意义。

关键词: 地下水位; 主成分分析; 多变量时间序列; 预测

中图分类号: TV211.12 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-6791(2017)03-0415-06

地下水位预测是地下水资源管理的重要依据, 对区域水资源合理配置和可持续利用具有重要意义。但由于受到自然条件和人类活动的综合影响, 地下水位在时间序列上常表现出高度的随机性和滞后性。目前对地下水位进行预测研究的方法较多, 主要有回归分析、灰色理论等传统研究方式以及数值模拟、小波分析等新模型^[1-4]。这些预测模型各具优点, 无论是传统方式还是新模型, 在实际应用中均取得了一定的效果。但实践表明, 单一的预测方式在模拟地下水位复杂的动态特征方面仍旧不可避免地存在着一定的局限性。

主成分分析是将多个指标化为少数几个综合指标的一种统计分析方法, 其通过构造原变量的一系列线性组合来反映原变量所提供的绝大部分信息, 达到降低原始变量维数的目的。主成分分析应用范围广泛, 主要用于综合评价、模型优化等领域^[5-6]。Ying^[7]运用主成分分析和主因子分析技术对 St. Johns 河干流的地表水监测网络进行分析评价, 结果表明, 其中 3 个监测站在评估河流水质年度变化的作用不太重要。Bengraïne 和 Marhaba^[8]对新泽西州 Passaic 河的水质监测数据进行了主成分分析, 提取影响水质变化的主要因素和获得了水质时空变化的规律。多变量时间序列分析结合了回归分析和一维时间序列分析两种方法的优点, 预测精度高, 能够较好地模拟观测数据和进行模型预报, 目前已广泛用于气候变化趋势、水文预报等领域^[9-11]。Zeng 等^[12]运用多变量时间序列分析, 建立了洞庭湖地区地下水资源预测模型, 模型拟合精度较高, 适用性良好, 并对不同方案下的地下水资源量进行了预测。Manziona 等^[13]建立了基于多变量时间序列分析与地质统计学的耦合模型, 并应用于巴西东南部 Guarani 含水层系统出露地区的地下水位预测, 为地下水管理决策和土地利用规划提供依据。主成分分析与多变量时间序列在各自领域都得到了广泛应用, 但目前地下水位预测的研究中, 仍较少有两者的耦合使用。为提高预报精度, 本文以济南泉域补给区内的陡沟灌区为研究对象, 尝试将主成分分析与多变量时间序列 CAR(Controlled Auto-Regressive) 模型耦合, 并应用于地下水位预测, 为当地调入地表水置换地下水提供决策依据。

收稿日期: 2016-06-29; 网络出版时间: 2017-04-26

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1309.P.20170426.0931.006.html>

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51179050); 山东省水生态文明试点科技支撑计划(ZC201450519)

作者简介: 张展羽(1957—), 男, 江苏泰兴人, 教授, 博士研究生导师, 主要从事灌溉排水理论及技术研究。

E-mail: zhanyu@hhu.edu.cn

1 主成分-时间序列模型的构建原理

1.1 主成分分析

设 X_1, X_2, \dots, X_p 为 p 个随机变量^[14], 记 $X=(X_1, X_2, \dots, X_p)^T$ 。设取自 X 的一个容量为 n 的简单随机样本为 $x_i, (i=1, 2, \dots, n)$, S 为 x_i 的样本协方差矩阵, 其特征值及相应的单位正交向量为 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ 和 e_1, e_2, \dots, e_p , 则第 i 个样本主成分 y_i 为

$$y_i = e_i^T x = e_{i1}x_1 + e_{i2}x_2 + \dots + e_{ip}x_p \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (1)$$

式中: $x=(x_1, x_2, \dots, x_p)^T$ 为 X 的任一观测值, $e_i=(e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{ip})^T$ 。当依次代入 X 的 n 个观测值时, 便得到第 i 个样本主成分的 n 个观测值 $y_{ki}(k=1, 2, \dots, n)$, 并称为第 i 个主成分的得分。将第 i 个特征值与各特征值之和的比值称为第 i 个样本主成分的贡献率, 选取前 m 个样本主成分, 使其累计贡献率达到一定的要求(如 80% 以上), 并以前 m 个样本主成分的得分代替原始数据作分析。

1.2 多变量时间序列 CAR 模型

多变量时间序列 CAR 模型主要采用递推最小二乘法进行模型参数估计的建模方法^[15-16], 令

$$\theta = \{h_1, h_2, \dots, h_n; q_{10}, q_{11}, \dots, q_{1n}; q_{20}, q_{21}, \dots, q_{2n}\}$$

$$z_t = \{y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-n}; x_{1, t-0}, \dots, x_{1, t-n}; x_{2, t-0}, \dots, x_{2, t-n}\}$$

式中: $\{h_i\}$ 、 $\{q_{mi}\}$ 为系数, $m=1, 2, i=1, 2, \dots, n$, 其中 n 为非负整数; y_{t-i} 、 $x_{m, t-k}$ 为时间序列变量, 其中 $k=0, 1, 2, \dots, n, t$ 为时间序列, $t > n$ 。则 n 阶 CAR 模型的一般形式可写为

$$y_t = z_t \theta^T + \varepsilon_t \quad (2)$$

式中: ε_t 为残差。

根据已知的 N 组样本由低阶到高阶递增, 对系统拟合 CAR 模型, 并依次对相邻的两个 CAR 模型采用 F 检验的方法来判断模型阶次的增加是否合适, 从而找到最合适的模型。对模型中的某些参数是否为 0 进行 F 检验, 以决定模型的真实阶及其时滞, 从而得到真实模型的参数估计。

1.3 主成分-时间序列模型

运用主成分分析对研究变量的影响因子进行分析, 通过线性组合构造综合因子, 分别计算各综合因子的贡献率, 并以累计贡献率达到 80% 以上的前 m 个综合因子为输入变量, 导入多变量时间序列 CAR 模型; 采用递推最小二乘法对模型参数进行估计, 根据已知的 N 组观察值由低阶到高阶递增地对系统拟合 CAR 模型, 并采用 F 检验的方法判断模型阶次的增加是否合适; 通过 F 检验判别模型中某些参数的估计值是否为 0, 以得到模型的真实阶次及其时滞; 从所拟合的 CAR 模型中剔除这些参数, 重新利用递推最小二乘法建立含较少参数的新模型。若经 F 检验结果显著, 则表明新建立的模型是真实模型, 从而形成主成分-时间序列模型。

2 模型验证

2.1 研究区概况

陡沟灌区位于济南市南部, 玉符河下游, 属低山丘陵区; 灌区地下水资源丰富, 传统灌溉水源为浅层地下水, 普遍采用机井提水灌溉, 灌溉面积为 1 733 hm²。灌区属半湿润大陆性季风气候, 年平均降水量为 648 mm, 多年平均水面蒸发量为 1 200 mm。

2.2 区域地下水动态特征分析

根据灌区历年地下水动态监测资料, 区内浅层地下水的年平均水位由 2004 年的 32.25 m 下降到 2014 年的 29.51 m, 平均年下降速率达 0.25 m。其中, 2004—2009 年由于大量开采地下水, 导致补给量远小于排泄量, 地下水位快速下降, 年均下降速率达 0.49 m; 2010 年以后, 由于节水灌溉技术的推广和水资源保护意

识的增强, 开采量趋于稳定, 地下水系统基本达到补排平衡, 地下水位维持在 30.0 m 左右。

从图 1 可以看出, 区内地下水位由于受到降水、蒸发等气象条件的影响而变化, 即丰水年降水较多, 蒸发量减小, 地下水位滞后于降水变化, 呈上升趋势; 反之, 枯水年呈下降趋势。另外, 区内地表水资源匮乏, 农业灌溉和生活用水基本依赖于地下水的开采。枯水年降水少, 农业灌溉需水量大, 因此, 开采量大, 地下水位呈下降趋势; 丰水年降水多, 农业灌溉需水量小, 地下水开采量也减小, 地下水位呈上升趋势。灌区人口密集, 经济社会发展水平较高, 生活用水量呈逐年上升趋势, 对地下水的开采量也逐年增大。

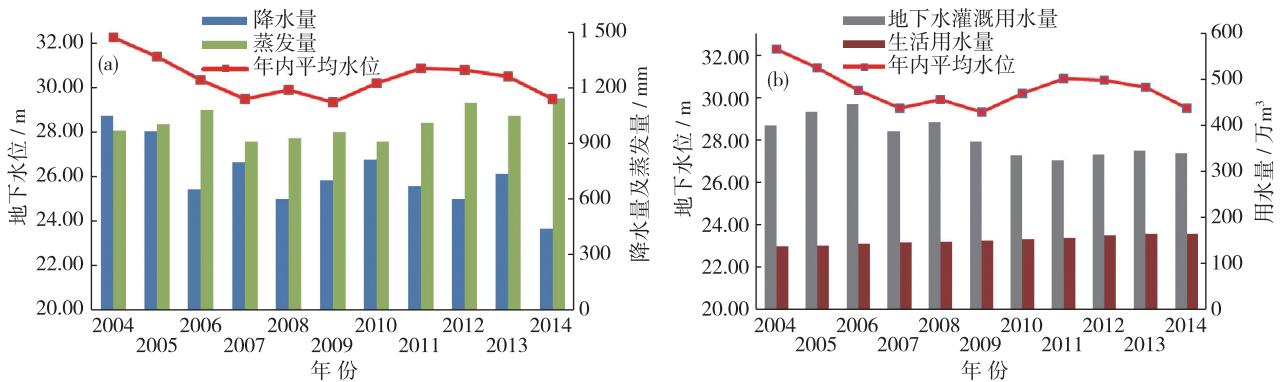


图 1 2004—2014 年地下水补排量及水位动态

Fig. 1 Recharge and excretion of groundwater and its dynamic transformation from 2004 to 2014

2.3 模型的建立与验证

根据区域地下水动态特征分析, 结合灌区现状, 本文选取 5 个对地下水动态影响较大的因子, 即上年平均水位(X_1/m)、年降水量(X_2/mm)、年蒸发量(X_3/mm)、地下水灌溉用水量($X_4/万m^3$)、生活用水量($X_5/万m^3$), 运用主成分分析方法确定其主成分。

由表 1 可知, 前 3 个主成分的累计贡献率达到了 94% 以上, 根据主成分分析的定义, 可以认为前 3 个主成分能够基本代表原始数据的所有信息, 因此选取前 3 个主成分, 即

$$Y_1 = 0.3322X_1 - 0.5296X_2 + 0.5252X_3 - 0.2667X_4 + 0.5120X_5 \quad (3)$$

$$Y_2 = 0.3148X_1 - 0.3658X_2 + 0.2239X_3 + 0.7274X_4 - 0.4334X_5 \quad (4)$$

$$Y_3 = 0.8567X_1 + 0.1511X_2 - 0.4680X_3 - 0.1503X_4 + 0.0015X_5 \quad (5)$$

由主成分分析计算得到的 3 个主成分, 以其得分为输入变量, 年内平均地下水位(Y/m)为输出变量, 构建主成分-时间序列模型。其中, 模型定阶的 F 检验值等于 0.3240; 判断是否应该剔除不显著因子的 F 检验值 $F=0.0012$, $F_{(\alpha=0.05)}=6.9443$ 。显然, $F < F_{(\alpha=0.05)}$, 说明建立的模型合适。剔除不显著项后的模型为

$$Y_t = 0.9892Y_{t-1} - 0.5993Y_{1,t-1} + 0.8430Y_{2,t} - 0.6229Y_{3,t} \quad (6)$$

为检查所建立主成分-时间序列模型的性能, 建立了以年平均水位、年降水量、年蒸发量、地下水灌溉用水量、生活用水量为自变量(输入), 年内平均地下水位为因变量(输出)的逐步回归模型和 BP 神经网络模型(图 2、表 2)。从表 2 可以看出, 主成分-时间序列模型的相对误差为 -0.70%~1.02%, 逐步回归模型的相对误差为 -2.51%~2.10%, BP 神经网络模型的相对误差为 -1.94%~1.02%; 主成分-时间序列模型模拟值与实测值的决定系数 R^2 和 Nash-Sutcliffe 系数 E_{ms} 为 0.94 和 0.90, 逐步回归模型为 0.72 和 0.65, BP 神经网络模型为 0.91 和 0.88, 显然主成分-时间序列模型具有更高的精度。从图 2 可以看出, 主成分-时间序列模型模拟值与实测值的拟合效果良好, 偏离程度较小, 总体趋势吻合, 故利用该模型来对灌区地下水位进行预测。

表 1 特征值及其贡献率

Table 1 Eigenvalues and its contribution rate

编号	特征值	贡献率%	累计贡献率%
1	2.722 0	54.439 2	54.439 2
2	1.478 0	29.560 9	84.000 1
3	0.589 7	10.994 2	94.994 4
4	0.240 4	4.307 3	99.301 7
5	0.010 1	0.698 3	100.000 0

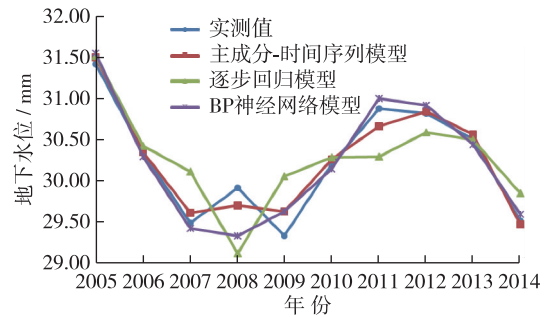


图 2 地下水水位模拟值与实测值的拟合

Fig. 2 Fitting figure between simulated values and observed values

表 2 3 种模型模拟精度对比

Table 2 Comparison of simulation precision by different models

年份	实测值/m	主成分-时间序列模型		逐步回归模型		BP 神经网络模型	
		模拟值/m	相对误差/%	模拟值/m	相对误差/%	模拟值/m	相对误差/%
2005	31.41	31.49	0.26	31.51	0.32	31.54	0.41
2006	30.34	30.35	0.03	30.42	0.26	30.29	-0.16
2007	29.49	29.61	0.41	30.11	2.10	29.42	-0.24
2008	29.91	29.70	-0.70	29.16	-2.51	29.33	-1.94
2009	29.33	29.63	1.02	30.05	2.45	29.63	1.02
2010	30.20	30.26	0.19	30.28	0.26	30.14	-0.20
2011	30.87	30.66	-0.68	30.29	-1.88	30.99	0.39
2012	30.81	30.84	0.09	30.58	-0.75	30.91	0.32
2013	30.50	30.56	0.20	30.49	-0.03	30.44	-0.20
2014	29.51	29.47	-0.14	29.86	1.19	29.59	0.27

3 模型应用

由济南市历年气象资料分析,降水量呈逐年下降趋势;根据节水型社会建设规划的指标要求,济南市 5 区的灌溉水有效利用系数将由 2015 年的 0.55,提高到 2030 年的 0.69;目前陡沟灌区正大范围地开展节水改造,规划高标准农田建设面积约 667 hm², 占总灌溉面积的 38.5%;同时,灌区位于济南泉域补给区内,为保持泉水的持续喷涌,在未来年份灌区需要逐步减少地下水开采量。据此,综合考虑气候变化、节水改造的推进、保泉的需要和灌区未来的发展,本文以 2011 年为基准年,拟定 3 种情景,运用上述模型对灌区 2025 年和 2030 年的地下水水位进行预测,预测结果见表 3。

表 3 不同情景下的地下水水位预测

Table 3 Prediction of groundwater level under different cases

情景	降水量/mm	蒸发量/mm	地下水灌溉用水量/万m ³	地表水灌溉用水量/万m ³	生活用水量/万m ³	年内地下水水位/m
基准年	667.1	1 009.0	326.0	0	157.9	30.87
情景 1	600.4	1 109.9	293.4	27.39	173.7	30.97(2025 年)
	(-10%)	(+10%)	(-10%)		(+10%)	30.99(2030 年)
情景 2	567.0	1 160.4	228.2	82.20	165.8	31.18(2025 年)
	(-15%)	(+15%)	(-30%)		(+15%)	31.25(2030 年)
情景 3	553.7	1 210.8	167.0	137.0	189.5	31.23(2025 年)
	(-20%)	(+20%)	(-50%)		(+20%)	31.29(2030 年)

注:灌区的生活用水均取自地下水系统;设灌区 2025 年和 2030 年的灌溉水有效利用系数分别为 0.65 和 0.69;括号内为预测到 2030 年的增减百分数。

根据预测结果,当降水量减少10%,蒸发量和生活用水量增加10%,调入27.39万 m^3 地表水置换地下水用于农业灌溉时,地下水系统将由采补平衡状态调整为正均衡状态,地下水位逐步回升,2025年和2030年分别上升至30.97 m和30.99 m,较基准年上升0.10 m和0.12 m;当降水量减少15%,蒸发量和生活用水量增加15%,调入82.20万 m^3 地表水置换地下水用于农业灌溉时,地下水系统处于正均衡状态,地下水位上升幅度较大,2025年和2030年分别上升至31.18 m和31.25 m,较基准年上升0.31 m和0.38 m;当灌区出现极端干旱天气,即降水量减少20%,蒸发量和生活用水量增加20%,若调入137.0万 m^3 地表水置换地下水用于农业灌溉时,地下水系统也处于正均衡状态,地下水位上升幅度最大,2025年和2030年分别上升至31.23 m和31.29 m,较基准年上升0.36 m和0.42 m。

由此可见,当区内降水逐渐减少,蒸发和生活用水量逐渐增加时,随着调入水量的增加,地下水位将逐年上升。2011—2025年,3种情景的地下水位年均上升速率分别为0.007 m/a、0.022 m/a和0.026 m/a;2025—2030年则分别为0.004 m/a、0.014 m/a和0.012 m/a,呈下降趋势。这表明随着调入水量的不断增加,区内地下水系统由采补平衡状态逐渐调整为正均衡状态,再由正均衡状态逐渐趋于新的动态平衡,符合地下水系统的客观变化规律。因此,未来一段时期内,在区域水资源紧缺的背景下,只要合理地调控水资源,适当地调入地表水用于农业灌溉,置换部分地下水用于泉域保泉,灌区地下水位将逐步回升,对于区域水资源的合理利用和灌区的可持续发展具有重要的意义。

4 结 论

(1) 通过对灌区地下水系统动态特征的分析,结合主成分分析的方法,提取了3个对地下水位有重要影响的主成分,3个主成分的累计贡献率达94.99%。

(2) 建立的主成分-时间序列模型,拟合精度较高,相对误差为-0.70%~1.02%,模拟值与实测值的决定系数 R^2 和Nash-Sutcliffe系数 E_{ns} 均达到0.90以上,故可利用该模型对灌区地下水位进行预测。

(3) 利用模型对不同情景下的灌区地下水位进行预测,结果显示,当区域降水量较基准年减少10%~20%,蒸发量和生活用水量较基准年增加10%~20%,调入27.39万~137.0万 m^3 地表水用于农业灌溉,置换部分地下水用于泉域保泉时,灌区的地下水位将维持在30.99~31.29 m。

本文建立的主成分-时间序列模型拟合效果良好,具有一定的适用性。但累计贡献率控制值的选取有一定的主观性,其取值依据和方法有待进一步深入研究。

参考文献:

- [1] SHIRI J, KISI O, YOON H, et al. Predicting groundwater level fluctuations with meteorological effect implications: a comparative study among soft computing techniques [J]. *Computers & Geosciences*, 2013, 56: 32-44.
- [2] 张光辉, 费宇红, 刘春华, 等. 华北滹沱平原地下水位下降与灌溉农业关系[J]. *水科学进展*, 2013, 24(2): 228-234. (ZHANG G H, FEI Y H, LIU C H, et al. Relationship between decline of shallow groundwater levels and irrigated agriculture on Hufu level Plain of North China [J]. *Advances in Water Science*, 2013, 24(2): 228-234. (in Chinese))
- [3] 王电龙, 张光辉, 冯慧敏, 等. 降水和开采变化对石家庄地下水流场影响强度[J]. *水科学进展*, 2014, 25(3): 420-427. (WANG D L, ZHANG G H, FENG H M, et al. Contribution degrees of precipitation and groundwater exploitation to the groundwater flow field in Shijiazhuang [J]. *Advances in Water Science*, 2014, 25(3): 420-427. (in Chinese))
- [4] 卢文喜, 杨磊磊, 龚磊. 基于时间序列分析改进法的地下水位动态预报: 以吉林省桦甸市为例[J]. *吉林大学学报*, 2012, 42(1): 367-372. (LU W X, YANG L L, GONG L. Dynamic forecasting of groundwater table based on improved time series analysis method: a case study of Huadian city, Jilin province, China [J]. *Journal of Jilin University*, 2012, 42(1): 367-372. (in Chinese))
- [5] 王富喜, 夏艳玲, 李世泰, 等. 基于主成分分析的山东省城市化发展研究[J]. *干旱区资源与环境*, 2011, 25(10): 21-27. (WANG F X, XIA Y L, LI S T, et al. A study on the development of urbanization in Shandong province on principle component analysis [J]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2011, 25(10): 21-27. (in Chinese))
- [6] 李军, 聂春晖, 杨建中. 基于主成分分析的多路阀再制造质量回归模型优化[J]. *液压气动与密封*, 2013(7): 76-79. (LI J, NIE C H, YANG J Z. Optimization based on principal component analysis of the regression model of remanufacture multiple valve

- quality [J]. *Hydraulics Pneumatics & Seals*, 2013(7): 76-79. (in Chinese))
- [7] YING Q Y. Evaluation of river water quality monitoring stations by principal component analysis [J]. *Water Research*, 2005, 39(12): 2621-2635.
- [8] BENGRAINE K, MARHABA T F. Using principal component analysis to monitor spatial and temporal changes in water quality [J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2003, 100(1/2/3): 179-195.
- [9] 许龙, 刘志辉, 姚俊强, 等. 基于多变量时间序列 CAR 模型研究 [J]. *中国农村水利水电*, 2015(6): 81-90. (XU L, LIU Z H, YAO J Q, et al. Based on multivariate time series CAR model and its application in Hutubi river runoff prediction [J]. *China Rural Water and Hydropower*, 2015(6): 81-90. (in Chinese))
- [10] 常军, 李素萍, 李祯, 等. CAR 和 SVM 方法在郑州冬半年大雾气候趋势预测中的试用 [J]. *气象与环境科学*, 2008, 31(1): 16-19. (CHANG J, LI S P, LI Z, et al. Application of CAR and SVM to prediction of climatic trend of fog in winter half year [J]. *Meteorological and Environmental Sciences*, 2008, 31(1): 16-19. (in Chinese))
- [11] BABU C N, REDDY B E. Predictive data mining on average global temperature using variants of ARIMA model [C]//International Conference on Advances in Engineering, Science and Management. USA: IEEE Press, 2012: 75-80.
- [12] ZENG L, QIU X, SHI Z N. Study on groundwater resources prediction based on multivariate time series CAR model in Dongting Lake area [J]. *International Conference on Environment and Sustainability*, 2014, 154: 551-558.
- [13] MANZIONE R L, WENDLAND E, TANIKAWA D H. Stochastic simulation of time-series models combined with geo-statistics to predict water-table scenarios in a Guarani Aquifer System outcrop area, Brazil [J]. *Hydrogeology Journal*, 2012, 20: 1239-1249.
- [14] 范金城, 梅长林. 数据分析 [M]. 北京: 科学出版社, 2010: 124-132. (FAN J C, MEI C L. *Statistical analysis* [M]. Beijing: Science Press, 2010: 124-132. (in Chinese))
- [15] 唐启义, 冯明光. DPS 数据处理系统: 实验设计、统计分析及数据挖掘 [M]. 北京: 科学出版社, 2007: 985-992. (TANG Q Y, FENG M G. *DPS data processing system: experimental design, statistical analysis and data mining* [M]. Beijing: Science Press, 2007: 985-992. (in Chinese))
- [16] 管孝艳, 王少丽, 高占义, 等. 基于多变量时间序列 CAR 模型的地下水埋深预测 [J]. *农业工程学报*, 2011, 27(7): 64-69. (GUAN X Y, WANG S L, GAO Z Y, et al. Groundwater depth forecast based on multi-variate time series CAR model [J]. *Transactions of the CSAE*, 2011, 27(7): 64-69. (in Chinese))

Groundwater level forecast based on principal component analysis and multivariate time series model *

ZHANG Zhanyu^{1,2}, LIANG Zhenhua^{1,2}, FENG Baoping^{1,2}, HUANG Jiwen³, WU Dong^{1,2}

(1. *College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China*; 2. *Key Laboratory of Efficient Irrigation-drainage and Agricultural Soil-water Environment in Southern China, Ministry of Education, Hohai University, Nanjing 210098, China*; 3. *Water Conservancy Research Institute of Shandong Province, Ji'nan 250013, China*)

Abstract: Predication of groundwater level is an important basis for the management of regional water resources. Based on the high randomness and hysteresis characteristics of groundwater in time series, a groundwater level prediction model that is based on principal component analysis and multivariable time series CAR model is built and used for the predication of groundwater level at Dougou irrigation area of Ji'nan. According to the results, the determination coefficient R^2 and the Nash-Suttcliffe coefficient E_{ns} of the simulated value and the measured value all reached 0.90 and the above. By taking 2011 as the base year, when precipitation reduces 10%—20%, evaporation and domestic water consumption increases 10%—20% and 273 900—1 370 000 m³ surface water is diverted for agricultural irrigation, the groundwater level at the irrigation area will be maintained at 30.99—31.29 m in 2030, increasing 0.12—0.42 m than that of the base year. Under the background of regional water resources shortage, proper diverting surface water for irrigation and reducing groundwater exploitation can gradually increase the groundwater level at irrigation area and have great significance for the sustainable development of irrigation area and the reasonable utilization of regional water resources.

Key words: groundwater; principal component analysis; multivariate time series; forecast

* The study is financially supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51179050).