doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.08.027

不同时间尺度下冻融灌区地下水埋深 CAR 模型优选

李仙岳[1]　崔佳琪[1]　史海滨[1]　孙亚楠[1]　邢进平[2]

(1. 内蒙古农业大学水利与土木建筑工程学院, 呼和浩特 010018;
2. 河套灌区永济灌域管理局, 巴彦淖尔 015000)

摘要: 为提高冻融灌区地下水埋深的预测精度,探索不同时间尺度数据源对地下水埋深预测的影响,以河套灌区永济灌域为研究区域,针对地下水埋深在时间序列上表现的滞后性和非线性,建立了不同时间尺度(月、季、年)CAR 模型,并进行了不同输入变量 CAR 模型的差异性分析。结果表明:季尺度数据源 CAR 模型拟合效果明显优于月尺度数据源 CAR 模型和年尺度数据源 CAR 模型,拟合效果较好的季尺度数据源 CAR 模型的决定系数(R^2)、Nash - Sutcliffe 系数(E_{ns})和均方根误差(RMSE)分别为 0.936、0.934 和 0.046 m,较拟合效果较差的月尺度数据源 CAR 模型各项指标分别提高了 11.30%、11.86% 和降低了 32.35%。仅考虑冻融期气温的 CAR 模型明显优于考虑气温的 CAR 模型和不考虑气温的 CAR 模型。冻融灌区最优地下水预测模型为季尺度数据源且仅考虑冻融期气温的 CAR 模型,其 R^2 为 0.941,E_{ns} 为 0.940,RMSE 为 0.044 m,模拟精度较高。

关键词: 冻融灌区; 地下水埋深; 时间序列模型; 不同时间尺度数据源

中图分类号: TV211.1+2　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2020)08-0247-08　　**OSID**:

CAR Model Optimization of Groundwater Depth in Freezing - Thawing Irrigation Area under Different Time Scales

LI Xianyue[1]　CUI Jiaqi[1]　SHI Haibin[1]　SUN Ya'nan[1]　XING Jinping[2]

(1. *College of Water Conservation and Civil Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Huhhot* 010018, *China*
2. *Administration of Yongji Irrigation Area of Hetao Irrigation District, Bayannur* 015000, *China*)

Abstract: In order to explore the influence of different time scales data source on groundwater depth prediction and increase the accuracy of depth of groundwater prediction in the freezing and thawing irrigation area, the multivariate time series (CAR) model with monthly, quarterly and annual data were studied, and the differences, including different time scale data source and different input variables were analyzed to decrease the effects of groundwater hysteresis and nonlinear in Yongji irrigation field, Hetao Irrigation Area. The results showed that the CAR model with quarterly data source was obviously better than that with monthly and annual CAR model. The determination coefficient (R^2), the Nash - Sutcliffe coefficient (E_{ns}) and the root-mean-square error (RMSE) of the CAR model with quarterly scale data were 0.936, 0.934 and 0.046 m, respectively. Compared with the CAR model with monthly scale data, the R^2 and E_{ns} were increased by 11.30% and 11.86% and RMSE was decreased by 32.35%. Compared with the CAR model which only considered the freezing and thawing temperature, R^2 and E_{ns} of the CAR model considering the whole year temperature and CAR model without temperature were decreased by 0.53%, 0.64% and 2.98%, 3.09%, RMSE was increased by 4.55% and 11.36%. The CAR model with quarterly scale data and only the temperature in freezing and thawing period source was the optimal groundwater predictive model in the region, and R^2 was 0.941, E_{ns} was 0.940, and RMSE was 0.044 m, with high simulation accuracy, which can provide reference for groundwater depth prediction in freezing - thawing irrigation area.

Key words: freezing - thawing irrigation area; groundwater depth; multivariate time series; different time scale data sources

收稿日期: 2019-11-12　修回日期: 2019-11-31

基金项目: 国家自然科学基金项目(51539005、51969024、51669020)、内蒙古水利厅重大项目(NSK2017-M1)和内蒙古科技厅重大专项(zdzx2018059)

作者简介: 李仙岳(1980—),男,教授,博士生导师,主要从事节水灌溉原理及应用研究,E-mail: lixianyue80@126.com

0 引言

地下水作为人类赖以生存的水资源,特别是在我国西北干旱地区,在维持区域社会经济和生态可持续发展方面起到重要作用[1-2]。由于气候变化、不合理的农业灌溉、排水不畅等因素,导致部分区域地下水位超过临界水位,土壤盐碱化问题突显[3],影响了灌区生态环境的健康发展和农业的可持续发展。另外,一些区域由于大规模节水改造工程的实施,导致地下水位下降,从而使作物利用地下水量下降、灌溉水量增加[4]。准确预测灌区地下水埋深对于农田灌溉研究以及灌区合理用水都具有重要意义[5]。由于地下水埋深受自然条件和人类活动双重作用的影响,其变化过程非常复杂[6]。

目前,对地下水位预测的研究方法较多,主要包括基于物理模型的数值模拟和基于数据驱动的机器学习算法[7]。其中,数值模拟主要是基于 MODFLOW、FEFLOW 等模型进行的各种地下水动态模拟。如杨洋等[8]应用 MODFLOW 模型对井渠结合后内蒙古河套灌区地下水动态变化进行模拟,并进行了验证;杨广等[9]基于 MODFLOW 模型对玛纳斯河流域下游地下水位进行了预测,发现通过调整种植结构可减少地下水开采量,以减少地下水负均衡量;LI 等[10]应用 FEFLOW 模型对黑河流域绿洲水文过程进行模拟,结果表明,在现状和节水措施下,未来 10 年的地下水位将持续下降。数值模拟方法对边界条件、水文地质参数等要求严格,参数较难获取,而且由于边界及含水层的设置不当容易导致预测精度降低、模拟失真等[11-12]。

地下水预测的机器学习算法主要基于 BP 神经网络[13-14]、灰色系统模型[15]、支持向量机[16]、马尔科夫链[17-18]等模型,这些模型各具特点,且不需要各类物理参数,因此在不同学科中均得到了广泛应用。但这些预测模型的建模方法要求时间序列具有平稳性、独立性和正态性,如果时间序列过于复杂,则得到的预测结果不精确。多变量时间序列 CAR(Controlled auto-regressive)模型结合了回归分析和一维时间序列分析两种方法的优点,能够较好地模拟和预报,避免了因处理复杂时间序列而引起的误差。目前已广泛用于水文领域的径流、水量及人口增长、气候变化趋势等预测上[19-24]。管孝艳等[25]基于时间序列 CAR 模型对河套灌区沙壕渠灌域地下水埋深进行了预测,预测效果良好,证明该模型具有较好的适用性。ZENG 等[26]基于多变量时间序列建立了洞庭湖地区地下水资源预测模型,并对不同方案下的地下水资源量进行了预测。YAO 等[27]基于 CAR 模型预测了气候变化及人类活动对艾比湖流域 3 条河流年径流量的影响,其中博尔塔拉河和径河的年径流量呈增加趋势,而奎屯河呈轻微减少趋势。另外,基于多变量时间序列模型和其他模型的耦合使用也得到了广泛应用。如张展羽等[28]基于主成分分析与多变量时间序列进行耦合,对济南市陡沟灌区的地下水位进行预测,结果表明,适当引入地表水灌溉和减少地下水开采,灌区地下水位将逐步回升;MANZIONE 等[29]基于时间序列结合地质统计学构建了随机模型,用于巴西东南部 Guarani 含水层出露地区的地下水位预测,为地下水管理提供了重要决策依据。

多变量时间序列模型在地下水预测中得到了广泛应用,但北方灌区冬季气温低,存在冻融期,如河套灌区有超过 5 个月的冻融期,冻融期内地下水埋深受到气温的约束[30],所以采用年尺度数据源构建 CAR 模型势必会忽略冻融造成的误差,而采用月尺度数据源构建 CAR 模型又难以刻画引水等因素的滞后效应,同时在冻融地区 CAR 模型中是否增加气温这个输入变量也会对预测结果产生影响。目前针对冻融区基于不同时间尺度数据源 CAR 模型的地下水预测研究较少。本文以河套灌区永济灌域为研究对象,研究不同时间尺度(月、季、年)数据源,并考虑不同影响因子输入变量,应用多变量时间序列 CAR 模型进行地下水动态变化预测,并对其差异性进行分析,优选适合冻融灌区的 CAR 地下水预测模型,以期为该冻融灌区地下水的准确预测提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

永济灌域(107°13′~107°42′E,40°36′~41°13′N)地处河套灌区中部,蒸发强烈、干燥少雨、日温差大、日照时间长,年平均降水量 133 mm,年平均蒸发量 2 327 mm,蒸发量是降水量的 10~16 倍,年平均气温 7.5~9.7℃,属于典型的温带大陆性干旱、半干旱气候。农业用水几乎全部引于黄河水,1999—2017 年引黄水量在 7.4~10.5 亿 m^3 之间。灌域地形西南高,东北低,地下水总的流向自西向东,大部分的浅层地下水靠灌域内数条自南而北的排水干渠汇入北部由西向东的总排水干渠,然后再经总排水干渠流入东部的乌梁素海,地下水的运动以垂直交替为主。地下水的主要补给来自引黄的入渗补给,其次为降水入渗补给。蒸发消耗为灌域主要排泄途径,地下水循环属于典型的入渗-蒸发类型。11 月下旬至翌年 4 月为灌域的冻融期,冻结至融通历时

180 d。按水文地质特点灌域内水文地质结构分为第一含水层组和第二含水层组。第二含水层组埋深较大，与外界水量交换较少，且以咸水为主，不宜开采利用，故本文以第一含水层组为研究对象。

1.2　数据采集和处理

在永济灌域内共布设了 44 眼长期地下水观测井（图 1），采用人工法在每月 1、5、11、21、26 日测地下水位埋深，并在干渠设流量日监测点，数据来源于永济灌域管理局，监测时间为 1999—2017 年。气象数据来源中国气象科学数据共享网（http://data.cma.cn/），包括 1999—2017 年逐月平均气温、逐月累计降雨量、逐月累计水面蒸发量。

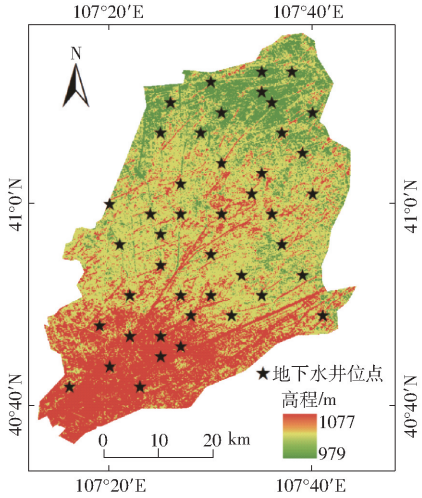

图 1　永济灌域地下水采样点分布

Fig. 1　Distribution of groundwater sampling points in Yongji irrigation field

2　基于多变量时间序列 CAR 的地下水预测模型

2.1　CAR 模型建模原理

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评估的方法建模[31-32]。由 m 个输入变量和 1 个输出变量组建成 n 阶 CAR 模型，其形式为

$$\begin{aligned} y_t = {} & a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \cdots + a_n y_{t-n} + \\ & b_{10} x_{1,t} + b_{11} x_{1,t-1} + \cdots + b_{1n} x_{1,t-n} + \\ & b_{20} x_{2,t} + b_{21} x_{2,t-1} + \cdots + b_{2n} x_{2,t-n} + \cdots + \\ & b_{m0} x_{m,t} + b_{m1} x_{m,t-1} + \cdots + b_{mn} x_{m,t-n} + \varepsilon_t \end{aligned} \tag{1}$$

式中　$\{a_n\}$、$\{b_{mn}\}$——系数，其中 m 为正整数，n 为非负整数

t——时间序列编号，$t > n$

y_t——输出变量

$x_{m,t-n}$——输入变量

ε_t——残差

2.2　CAR 模型建模步骤

（1）CAR 模型的参数估计

采用递推最小二乘法参数估计

$$\boldsymbol{\theta} = [a_1, a_2, \cdots, a_n; b_{10}, b_{11}, \cdots, b_{1n}; b_{20}, b_{21}, \cdots, b_{2n}]^{\mathrm{T}}$$

$$\boldsymbol{z}_t = [y_{t-1}, y_{t-2}, \cdots, y_{t-n}; x_{1,t-0}, x_{1,t-1}, \cdots, x_{1,t-n}; x_{2,t-0}, x_{2,t-1}, \cdots, x_{2,t-n}]^{\mathrm{T}}$$

则 CAR 模型的一般形式可以写为

$$y_t = \boldsymbol{z}_t^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\theta} + \varepsilon_t \tag{2}$$

根据式（2），在时刻 t，$\boldsymbol{\theta}$ 的递推最小二乘估计值为

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{\theta}}_t = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{t-1} + \dfrac{\boldsymbol{P}_{t-1}\boldsymbol{z}_t}{\beta + \boldsymbol{z}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_{t-1}\boldsymbol{z}_t}(y_t - \boldsymbol{z}_t^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{\theta}}_{t-1}) \\ \boldsymbol{P}_t = \dfrac{1}{\beta}\left(\boldsymbol{I} - \dfrac{\boldsymbol{P}_{t-1}\boldsymbol{z}_t}{\beta + \boldsymbol{z}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_{t-1}\boldsymbol{z}_t}\boldsymbol{z}_t^{\mathrm{T}}\right)\boldsymbol{P}_{t-1} \end{cases} \tag{3}$$

式中　β——遗忘因子，一般取 0.9 ~ 1.0

$\boldsymbol{I}$——单位矩阵

$\hat{\boldsymbol{\theta}}$——$\boldsymbol{\theta}$ 的递推最小二乘估计值

参数 $\boldsymbol{P}_t$ 初值为 $\lambda \boldsymbol{I}$，其中 λ 取 10^4，则可利用 N 组观察值得到的 CAR(n) 模型计算残差平方和

$$S(n) = \sum_{t=n+1}^{N} \varepsilon_t^2 \tag{4}$$

（2）CAR 模型最高阶 n 的判定

根据已知的 N 样本 $(x_{j,t}, y_t)$ $(t = 1, 2, \cdots, N; j = 1, 2, \cdots, m)$，由低阶到高阶递增地对系统进行拟合，并且依次对相邻的两个 CAR 模型采用 F 检验的方法判断模型阶次增加是否合适，得出合适的 CAR 模型。

$$F = \frac{S(n) - S(n+1)}{S(n+1)} \frac{N - mn - (m+1)}{m} \tag{5}$$

取置信度 $\alpha = 0.05$，大均方自由度为 m，小均方自由度为 $N - mn - (m+1)$，求出相应的临界值 F_α。若 $F < F_\alpha$，则 n 阶 CAR 模型为合适模型。

（3）CAR 模型真实阶及时滞的检验

为避免以上步骤后某些参数可能为 0，对 CAR(n) 模型中某些系数是否为 0 进行 F 检验，将接近于 0 的参数剔除后，重新应用递推最小二乘法建立较少参数的 CAR(n) 模型，并继续采用 F 检验的方法进行检验。若不显著，则较少参数的 CAR(n) 模型是真实模型；若显著，则原来的 CAR(n) 模型是真实模型。用以决定模型的真实阶及其时滞，得到真实模型的参数估计。

经过上述 3 个步骤，即可建立只保留对系统影响较大因素的较少参数 CAR(n) 模型。

（4）模型的率定和验证

由于永济灌域有超过 5 个月的冻融期，考虑到不同时期气温因素对地下水埋深的影响不同，本文

以永济灌域 1999—2017 年月均、季均(生育期-秋浇期-冻融期)、年均引水量 X_1(亿 m^3)和蒸发量 X_2(mm)、降雨量 X_3(mm)、气温 X_4(℃)作为输入变量,地下水埋深 Y(mm)作为输出变量,建立不同时间尺度数据源(月、季、年)不考虑气温、考虑气温和只考虑冻融期(12 月到翌年 4 月)气温的地下水埋深预测模型。建模及因子检验的显著性水平为 0.05,建模所用递推最小二乘法的遗忘因子为 1.0。为验证模型的可行性,以不同时间尺度考虑气温因素的 CAR(T)模型为例,月尺度数据源、季尺度数据源和年尺度数据源 CAR 模型分别记为 $CAR(T)_M$、$CAR(T)_Q$和 $CAR(T)_Y$,其中 1999—2013 年数据用于模型的率定,2014—2017 年数据用于模型的验证。

2.3 模型评价指标

采用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和 Nash-Sutcliffe 系数(E_{ns})3 种指标[33-34]对各模型模拟效果进行评价。其中 R^2 和 E_{ns} 越接近 1,RMSE 越小,说明预测值与实测值相差越小,拟合精度越高。反之,模型拟合精度较差。同时,通过对实测值与预测值的拟合误差进行分析,进一步评价模型的模拟精度。

3 结果与分析

3.1 地下水埋深影响因素分析

随着灌区续建配套及节水改造的大规模实施,总体上灌域地下水埋深呈下降趋势,1999—2017 年期间,永济灌域年平均地下水埋深为 2.16 m。按照灌域的灌水特征,通常在每年 4 月中旬开闸引水,11 月中旬停灌,其中大规模秋浇时间为 10 月和 11 月,而在 12 月至翌年 4 月河套灌区土壤和地下水处于封冻-消融阶段。为了便于季尺度地下水预测,将全年分为 3 个阶段,其中 12 月—翌年 4 月为冻融期,5—9 月为生育期,10—11 月为秋浇期。由图 2 可知,年内地下水埋深的变动主要受引水及生育期耗水的影响呈季节性周期变化,土壤于 11 月中旬开始冻结,冻层厚 1~1.5 m,随着冻层的逐渐加厚,地下水埋深随之下降,土壤蒸发降至最小,至翌年 3 月出现全年最大埋深。此期埋深的下降是由于冻层上下温差较大,地下水在温差作用下,向冻层运移,使冻层不断增厚,使地下水埋深加大。翌年 3 月无降水与灌溉入渗补给,在冻结影响下为全年最大埋深 2.68 m,土壤消融始于 3 月初,于 4 月末完全解冻,冻层以下融冻水回补地下水,埋深开始上升。冻融期年均地下水埋深为 2.42 m,其主要影响因素是土壤温度,而土壤温度受外界气温影响[35-36]。5 月中旬夏灌开始,地下水位大幅度上升,同时蒸发作用剧烈,地下水消耗于蒸发,埋深出现峰谷交替变化,生育期间年均地下水埋深波谷出现在 6 月,为1.78 m,波峰出现在 9 月,为 2.49 m,月均埋深为 2.06 m。10 月开始大规模秋浇,灌水量大,时间短,这一阶段地下水埋深变浅,由于存在一定的滞后性,至 11 月出现全年最小埋深 1.57 m。非冻融期(生育期和秋浇期),入渗与蒸发之间的平衡关系是地下水埋深变化的主导因素[37]。

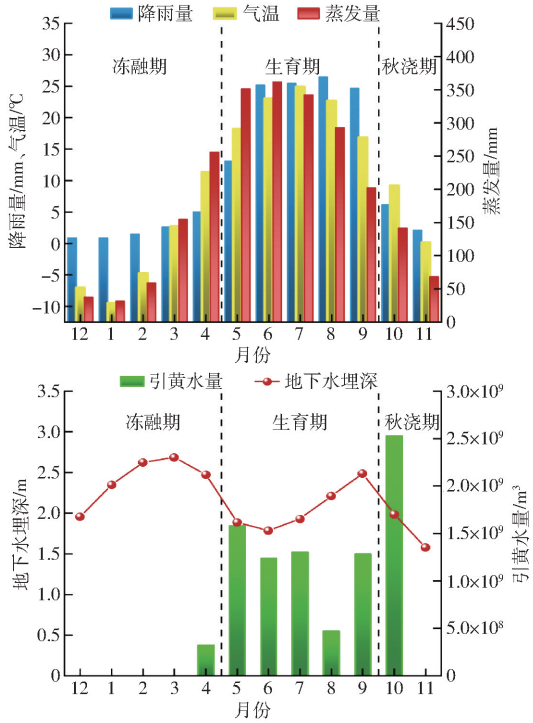

图 2 永济灌域地下水埋深及其影响因素

Fig. 2 Groundwater depth and its influencing factors in Yongji irrigation field

通过对近 20 年(1999—2017 年)灌域地下水埋深与引黄水量、蒸发量、降雨量以及气温进行相关分析(表 1),结果显示这几项环境因子与地下水埋深均有较好的相关性,其中引黄水量和蒸发量均达到极显著相关,可见该区域水分入渗和耗水是其地下水变动的主导因子,而且降雨量和气温也与地下水埋深呈显著相关。另外总体上不同尺度(月、季、年)地下水埋深与环境因子的相关性比较相近,不同时间尺度数据源相关性由大到小总体上依次为:年度、季度、月度,这可能是由于年尺度通过数据平均弱化了变异点的影响。

表 1 地下水埋深相关因子分析

Tab. 1 Analysis of correlation factors of groundwater depth

	引黄水量	蒸发量	降雨量	气温
月度数据源	-0.422*	0.408*	-0.363	-0.225
季度数据源	-0.585**	0.478*	-0.518*	-0.416*
年度数据源	-0.622**	0.508**	-0.486*	-0.306

注:**表示差异极显著($P<0.01$),*表示差异显著($P<0.05$)。

3.2　不同时间尺度数据源地下水 CAR 模型的构建与验证

由图 3 可知，率定期作为率定模型的数据来源时期，其拟合效果最好，验证期为验证模型的准确性，其拟合效果略差，以季尺度数据源考虑气温的 $CAR(T)_Q$ 模型为例，率定期 R^2、E_{ns} 和 RMSE 分别为 0.902、0.893 和 0.045 m，在验证期模型各指标精度分别下降了 9.87%、11.49% 和增加了 25.00%，但预测曲线均很好地跟踪了观测曲线的变化趋势，3 种时间尺度数据源模型预测精度均较好，模拟效果较差的月尺度数据源 $CAR(T)_M$ 模型的率定期 R^2 和 E_{ns} 均不小于 0.771、RMSE 为 0.069 m，验证期预测结果相对差些，E_{ns} 为 0.695。但是月度地下水埋深数据量多，能刻画年内的地下水波动，季度也能大体反映出地下水的波动特征，而年度则不能反映地下水年内的变化。总体来说 3 种尺度的地下水埋深模型预测性能都较好，模型较为稳定，可进一步应用于地下水埋深的预测研究。

3.3　不同时间尺度数据源地下水 CAR 模型的差异性分析

为了探索不同时间尺度数据源地下水 CAR 模型的差异，并筛选出最优模型，将 1999—2017 年期间各因子数据按照月、季、年 3 种时间尺度建立 CAR 模型，通过对比不同时间尺度考虑气温的 CAR(T) 模型之间的精度，得出最优时间尺度模型。由图 4 可知，月尺度 $CAR(T)_M$ 模型的相对误差在 −13% ~11% 之间，季尺度 $CAR(T)_Q$ 模型的相对误差在 −4.8% ~8.8% 之间，年尺度 $CAR(T)_Y$ 模型的相对误差在 −3.1% ~4.0% 之间。基于 3 种模型的拟合精度比较可知，拟合效果最好的 $CAR(T)_Q$ 模型的 R^2、E_{ns} 和 RMSE 较拟合效果较差的 $CAR(T)_M$ 模型分别提高了 11.30%、11.86% 和降低了 32.35%。由图 4d 可知，灌域在月尺度的相对误差明显高于年尺度和季尺度，部分月份相对误差超过 10%。即 $CAR(T)_Q$ 模型的拟合精度明显高于 $CAR(T)_M$ 和 $CAR(T)_Y$ 模型，$CAR(T)_Y$ 模型次之，$CAR(T)_M$ 相对最差。可能是因为地下水埋深变化在时间序列上呈现滞后性，比如气温因素，有研究表明气温的变化需要滞后 46.5 d 才能经土体传至潜水面[38]，此外，部分月份降雨量和引黄水量为零，控制因素减少，拟合结果出现误差，这也是基于月尺度的 CAR 模型拟合结果相对较差的原因。从而验证了应用季尺度进行地下水埋深动态变化预测拟合精度最高。

3.4　气温对冻融区地下水 CAR 模型的影响

为了探索气温对冻融灌区地下水埋深的影响，

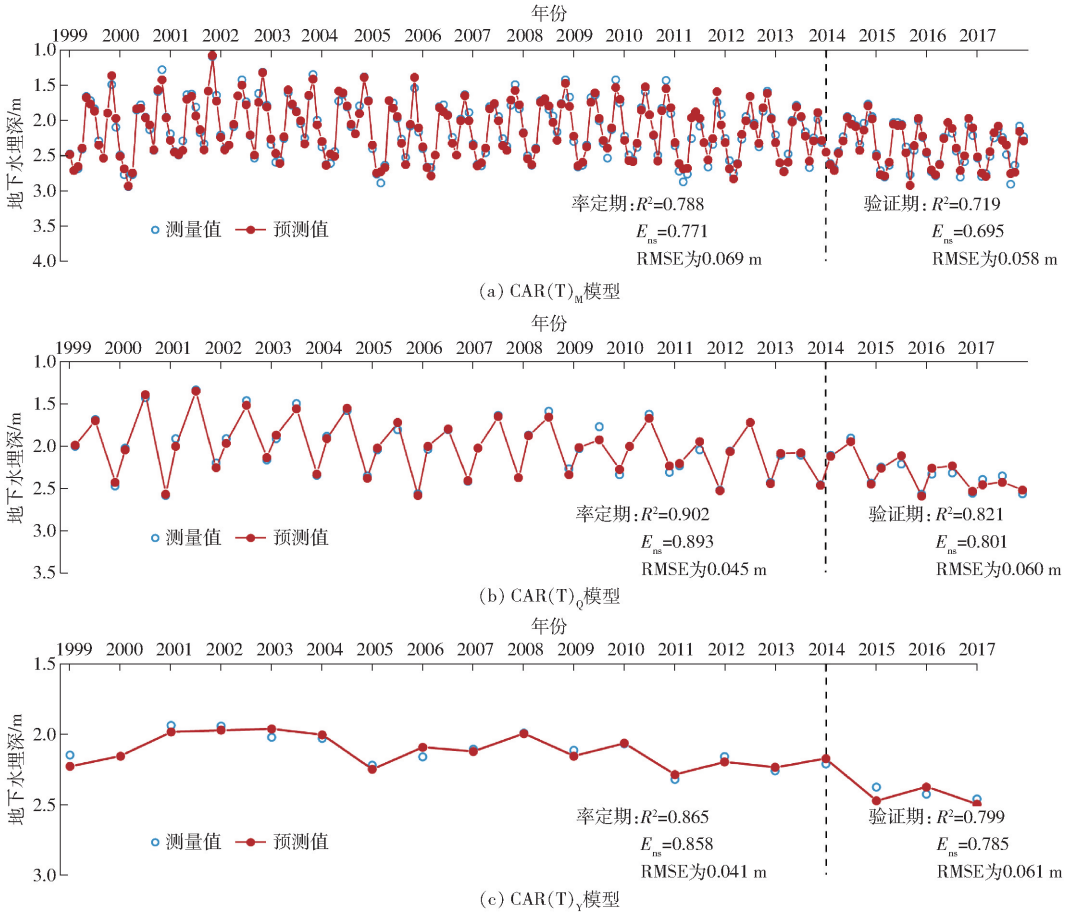

图 3　不同时间尺度地下水 CAR(T) 模型率定及验证

Fig. 3　Calibration and verification of groundwater CAR(T) model at different time scales

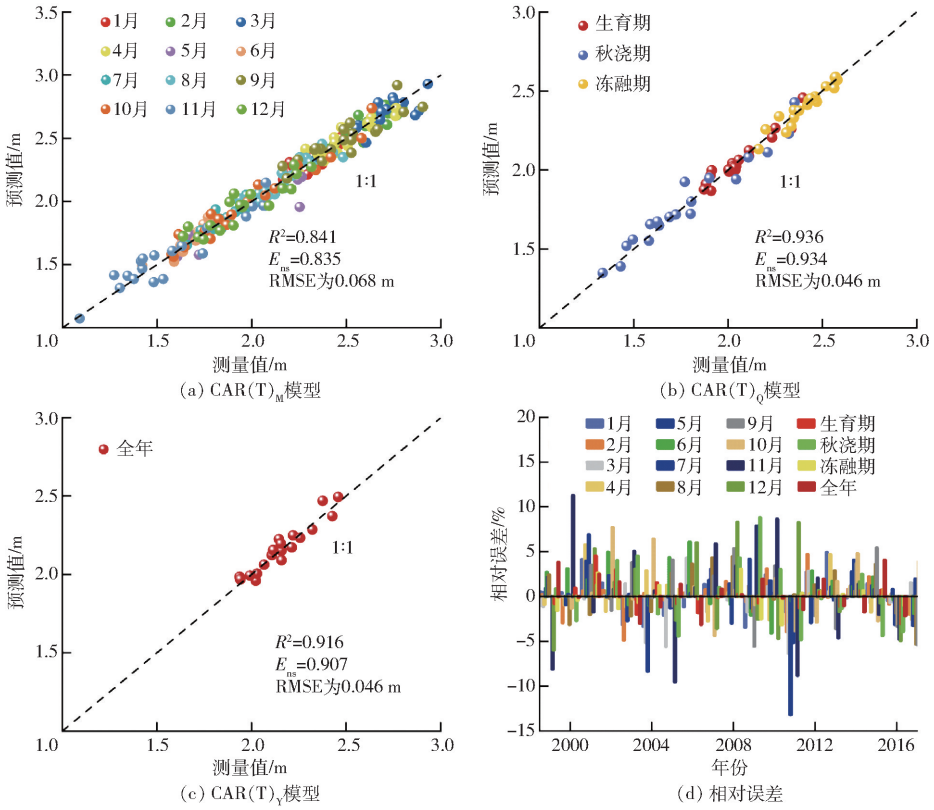

图 4 不同时间尺度 CAR(T)模型差异性分析

Fig. 4 Difference analysis of CAR(T) models at different time scales

将不考虑气温 CAR_Q、考虑气温 $CAR(T)_Q$ 和只考虑冻融期(12 月—翌年 4 月)气温 $CAR(T_F)_Q$ 的季尺度模型进行精度比较。由表 2 可知,$CAR(T_F)_Q$ 模型的 R^2、E_{ns}、RMSE 分别为 0.941、0.940 和 0.044 m,$CAR(T)_Q$ 模型和 CAR_Q 模型的 R^2 和 E_{ns} 分别降低了 0.53%、0.64% 和 2.98%、3.09%,RMSE 分别提高了 4.55% 和 11.36%,可以看出,$CAR(T_F)_Q$ 模型略优于 $CAR(T)_Q$ 模型,明显优于 CAR_Q 模型。从而验证了仅考虑冻融期气温的 $CAR(T_F)_Q$ 模型为最优模型。其主要由于冻融期气温对地下水埋深有很强的约束作用,加之引黄水量和降雨量对其约束作用减弱,所以加入气温对冻融期模型的拟合精度有所提高,而非冻融期气温对其约束力不强,主要影响因素为引黄水量、蒸发量和降雨量。可知此模型在引入数据时应注意其物理背景,而不是相关影响因子考虑的越多越好。

表 2 季尺度数据源条件下不同气温因子 CAR 模型比较

Tab. 2 Comparison of different temperature conditions CAR model using quarter data

评价指标	CAR_Q	$CAR(T)_Q$	$CAR(T_F)_Q$
R^2	0.913	0.936	0.941
E_{ns}	0.911	0.934	0.940
RMSE/m	0.049	0.046	0.044

4 结论

(1)灌域地下水埋深与引黄水量、蒸发量、降雨量和气温呈显著相关性,不同时间尺度数据源的相关性由大到小依次为:年度、季度、月度。

(2)季尺度数据源 CAR 模型拟合效果明显优于月尺度数据源 CAR 模型和年尺度数据源 CAR 模型,年尺度数据源 CAR 模型拟合精度次之,月尺度数据源 CAR 模型相对较差。季尺度数据源 CAR 模型的 R^2、E_{ns} 和 RMSE 较月尺度数据源 CAR 模型分别提高了 11.30%、11.86% 和降低了 32.35%。

(3)仅考虑冻融期气温的 CAR 模型优于考虑气温的 CAR 模型,不考虑气温的 CAR 模型拟合结果相对较差。冻融灌区最优地下水预测模型为仅考虑冻融期气温的季尺度 CAR 模型,模拟值与实测值的 R^2 为 0.941,E_{ns} 为 0.940,RMSE 为 0.044 m。

参 考 文 献

[1] 苏凯, 岳德鹏, YANG Di, 等. 基于 IL-HMMs 预测模型的地下水埋深预测研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(12):263-268.
SU Kai, YUE Depeng, YANG Di, et al. Groundwater depth forecast based on IL-HMMs [J/OL]. Transactions of the Chinese

Society for Agricultural Machinery, 2017,48(12):263 - 268. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20171231&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.12.031. (in Chinese)

[2] XU Xu, HUANG Guanhua, QU Zhongyi, et al. Assessing the groundwater dynamics and impacts of water saving in the Hetao Irrigation District, Yellow River basin[J]. Agricultural Water Management, 2010, 98(2):301 - 313.

[3] 彭李晖, 刘延锋, 杨霄翼. 焉耆盆地开都河北岸潜水水化学演化规律[J]. 地质科技情报, 2013, 32(6): 123 - 129.
PENG Lihui, LIU Yanfeng, YANG Xiaoyi. Hydrochemical evolution of phreatic water in the northern area of Kaidu river in Yanqi basin [J]. Geological Science and Technology Information, 2013, 32(6): 123 - 129. (in Chinese)

[4] 张光辉, 费宇红, 刘春华, 等. 华北滹滏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 Guanghui, FEI Yuhong, LIU Chunhua, et al. Relationship between decline of shallow groundwater levels and irrigated agriculture on Hufu plain of North China [J]. Advances in Water Science, 2013, 24(2): 228 - 234. (in Chinese)

[5] 屈忠义, 陈亚新, 史海滨, 等. 内蒙古河套灌区节水灌溉工程实施后地下水变化的 BP 模型预测[J]. 农业工程学报, 2003, 19(1):59 - 62.
QU Zhongyi, CHEN Yaxin, SHI Haibin, et al. Regional groundwater depth forecast by BP model of post-water-saving reconstruction in the Hetao Irrigation District of Inner Mongolia [J]. Transactions of the CSAE, 2003, 19(1): 59 - 62. (in Chinese)

[6] 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.

[7] 赵天兴, 朱焱, 杨金忠, 等. 基于 CAR - SVM 模型的季节性冻融区地下水埋深预测[J]. 排灌机械工程学报, 2018, 36(11):1180 - 1186.
ZHAO Tianxing, ZHU Yan, YANG Jinzhong, et al. Prediction of water table depth in seasonal freezing - thawing areas based on CAR - SVM model [J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2018, 36(11): 1180 - 1186. (in Chinese)

[8] 杨洋, 朱焱, 伍靖伟, 等. 河套灌区井渠结合地下水数值模拟及均衡分析[J]. 排灌机械工程学报, 2018, 36(8):732 - 737.
YANG Yang, ZHU Yan, WU Jingwei, et al. Numerical modeling and water balance analysis of groundwater under conjunctive use of groundwater and surface water in Hetao Irrigation District [J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2018, 36(8): 732 - 737. (in Chinese)

[9] 杨广, 李俊峰, 何新林, 等. 基于 Visual MODFLOW 玛纳斯河流域下游地下水位的预测[J]. 石河子大学学报(自然科学版), 2015, 33(5): 654 - 660.
YANG Guang, LI Junfeng, HE Xinlin, et al. The groundwater table prediction in the Manasi river basin downstream based on the Visual MODFLOW [J]. Journal of Shihezi University (Natural Science), 2015, 33(5): 654 - 660. (in Chinese)

[10] LI Jiang, MAO Xiaomin, LI Mo. Modeling hydrological processes in oasis of Heihe River basin by landscape unit-based conceptual models integrated with FEFLOW and GIS [J]. Agricultural Water Management, 2017, 179: 338 - 351.

[11] 王庆永, 贾忠华, 刘晓峰, 等. Visual MODFLOW 及其在地下水模拟中的应用[J]. 水资源与水工程学报, 2007, 18(5):90 - 92.
WANG Qingyong, JIA Zhonghua, LIU Xiaofeng, et al. Visual MODFLOW and its application to groundwater simulation [J]. Journal of Water Resources & Water Engineering, 2007,18(5): 90 - 92. (in Chinese)

[12] YANG Z P, LU W X, LONG Y Q, et al. Application and comparison of two prediction models for groundwater levels: a case study in Western Jilin Province, China [J]. Journal of Arid Environments, 2009, 73(4 - 5):487 - 492.

[13] MOHANTY S, JHA M K, KUMAR A, et al. Artificial neural network modeling for groundwater level forecasting in a river island of Eastern India[J]. Water Resources Management, 2010, 24(9):1845 - 1865.

[14] IOANNIS N D, PAULIN C, IOANNIS K T. Groundwater level forecasting using artificial neural networks[J]. Journal of Hydrology, 2005, 309(1 - 4):229 - 240.

[15] CHEN J W, KANG L H, LIN H L. Applied the gray theory for groundwater level supplement in Jiao-Shi hot spring area, Taiwan [C]//International Conference on Advanced Materials for Science and Engineering (ICAMSE), 2016: 12 - 13.

[16] TAPAK L, RAHMANI A R, MOGHIMBEIGI A. Prediction the groundwater level of Hamadan - Bahar plain, west of Iran using support vector machines[J]. Journal of Research in Health Sciences, 2014, 14(1):81 - 86.

[17] HASSAN A E, BEKHIT H M, CHAPMAN J B. Using Markov Chain Monte Carlo to quantify parameter uncertainty and its effect on predictions of a groundwater flow model[J]. Environmental Modelling & Software, 2009, 24(6):749 - 763.

[18] PRADHAN S, KUMAR S, KUMAR Y, et al. Assessment of groundwater utilization status and prediction of water table depth using different heuristic models in an Indian interbasin[J]. Soft Computing, 2019, 23(20): 10261 - 10285.

[19] 曹宇翔. 基于核聚类与信息融合的齿轮故障诊断技术研究[D]. 湘潭: 湖南科技大学, 2014.
CAO Yuxiang. Research on fault diagnosis technology of gears based on KFCM and information fusion [D]. Xiangtan: Hunan University of Science and Technology, 2014. (in Chinese)

[20] 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 Jun, LI Suping, LI Zhen, 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)

[21] 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 (ICAESM), 2012: 259 - 263.

[22] 付强, 王志良, 梁川. 多变量自回归模型在三江平原井灌水稻需水量预测中的应用[J]. 水利学报, 2002,47(8): 107 - 112.
FU Qiang, WANG Zhiliang, LIANG Chuan. Application of multi-variate auto-regression model to forecast water demand of well irrigated paddy [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2002,47(8): 107 - 112. (in Chinese)
[23] HAN M, FAN M, XI J. Study of nonlinear multivariate time series prediction based on neural networks[M]//WANG J, LIAO X F, YI Z. Advances in neural networks—ISNN 2005. Springer, Berlin, Heiddberg,2005:618 - 623.
[24] 周琨. 变化环境下天津市地下水响应研究[D]. 郑州:华北水利水电大学, 2016.
ZHOU Kun. Effects of environmental changes on groundwater in Tianjin [D]. Zhengzhou: North China University of Water Resources and Electric Power, 2016. (in Chinese)
[25] 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 Xiaoyan, WANG Shaoli, GAO Zhanyi, et al. Groundwater depth forecast based on multivariate time series CAR model [J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(7):64 - 69. (in Chinese)
[26] ZENG Ling, QIU Xiang, SHI Zhenning. Study on groundwater resources prediction based on multivariate time series CAR model in Dongting Lake area[C]//Environment and Sustainability, 2014.
[27] YAO Junqiang, LIU Zhihui, YANG Qiang, et al. Responses of runoff to climate change and human activities in the Ebinur Lake Catchment, Western China[J]. Water Resources, 2014, 41(6):738 - 747.
[28] 张展羽, 梁振华, 冯宝平, 等. 基于主成分-时间序列模型的地下水位预测[J]. 水科学进展, 2017, 28(3): 415 - 420.
ZHANG Zhanyu, LIANG Zhenhua, FENG Baoping, et al. Groundwater level forecast based on principal component analysis and multivariate time series model [J]. Advances in Water Science, 2017, 28(3):415 - 420. (in Chinese)
[29] MANZIONE R L, WENDLAND E, TANIKAWA D H. Stochastic simulation of time-series models combined with geostatistics to predict water-table scenarios in a Guarani Aquifer System outcrop area, Brazil[J]. Hydrogeology Journal, 2012, 20(7): 1239 - 1249.
[30] 崔莉红, 朱焱, 赵天兴,等. 季节性冻融土壤盐分离子组成与冻结层盐分运移规律研究[J]. 农业工程学报, 2019, 35(10):75 - 82.
CUI Lihong, ZHU Yan, ZHAO Tianxing, et al. Soil ion components and soil salts transport in frozen layer in seasonal freezing - thawing areas [J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(10): 75 - 82. (in Chinese)
[31] 张京京. 渠井结合灌区地下水位动态对变化环境的响应及调控研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2016.
ZHANG Jingjing. Groundwater dynamic response and regulation under variational environment in canal well combined irrigation district [D]. Yangling: Northwest A&F University, 2016. (in Chinese)
[32] 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.
[33] 张录, 张芳, 熊黑钢, 等. 不同季节强碱土土壤呼吸影响因子分析与模型预测[J]. 干旱地区农业研究, 2017, 35(1): 71 - 78.
ZHANG Lu, ZHANG Fang, XIONG Heigang, et al. Impact factor analysis and model prediction of strong alkaline soil respiration in different seasons [J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2017, 35(1): 71 - 78. (in Chinese)
[34] 李慧, 靳晟, 雷晓云,等. SWAT 模型参数敏感性分析与自动率定的重要性研究——以玛纳斯河径流模拟为例[J]. 水资源与水工程学报, 2010, 21(1): 79 - 82.
LI Hui, JIN Sheng, LEI Xiaoyun, et al. Study on the importance of sensitivity analysis and auto-calibration of SWAT model: taking the case study of Manasi watershed [J]. Journal of Water Resources & Water Engineering, 2010, 21(1): 79 - 82. (in Chinese)
[35] 陈超, 周广胜. 1961—2010 年阿拉善左旗气温和地温的变化特征分析[J]. 自然资源学报, 2014, 29(1): 91 - 103.
CHEN Chao, ZHOU Guangsheng. Characteristics of air temperature and ground temperature in Alxa Left Banner from 1961 to 2010 [J]. Journal of Natrual Resouces, 2014, 29(1): 91 - 103. (in Chinese)
[36] 刘佳帅, 杨文元, 郝培净, 等. 季节性冻融区地下水位预测方法研究[J]. 灌溉排水学报, 2017, 36(6):95 - 99.
LIU Jiashuai, YANG Wenyuan, HAO Peijing, et al. Predicting change of groundwater table in seasonal permafrost [J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2017, 36(6): 95 - 99. (in Chinese)
[37] 康双阳, 高维跃, 王风娥. 内蒙古河套灌区冻融土水盐运动规律的测试与分析[J]. 人民黄河, 1987,9(5): 45 - 49.
KANG Shuangyang, GAO Weiyue, WANG Feng'e. Regularity of water and salt movement in soil in Hetao Irrigated Region, Inner Mongolia, during freezing-melting period [J]. Yellow River, 1987,9(5): 45 - 49. (in Chinese)
[38] 杨文元, 郝培静, 朱焱, 等. 季节性冻融区井渠结合灌域地下水动态预报[J]. 农业工程学报, 2017, 33(4): 137 - 145.
YANG Wenyuan, HAO Peijing, ZHU Yan, et al. Groundwater dynamics forecast under conjunctive use of groundwater and surface water in seasonal freezing and thawing area [J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(4): 137 - 145. (in Chinese)