

一种改进的时间序列重建方法及其 在地下水埋深估计中的应用

袁 星^{1,2} 谢正辉¹

1 中国科学院大气物理研究所, 北京 100029

2 中国科学院研究生院, 北京 100049

摘 要 带噪声传递函数 (TFN) 模型可通过相关性分析在输入输出序列时间上同步的情况下估计输出序列。基于 TFN 模型、Kalman 滤波和复合型混合演化 (SCE-UA) 算法, 发展一种新的时间序列重建方法, 并将其用于地下水埋深估计。该方法将高阶 TFN 模型表述成状态空间, 并用 Kalman 滤波进行状态估计, 基于 SCE-UA 方法优化 TFN 模型参数, 能够在输入输出序列异步的情况下率定 TFN 模型并用于时间序列重建。最后, 利用已有降水和地下水观测资料验证该方法, 并重建了中国东北部分地区 40 年地下水埋深序列, 结果表明该方法有较好精度且能反映埋深变化对降水的响应, 在各类时间序列重建中具有一定推广性。

关键词 时间序列重建 TFN 模型 Kalman 滤波 地下水埋深

文章编号 1006-9585 (2007) 04-0524-09 **中图分类号** P345 **文献标识码** A

A Modified Reconstruction Method of Time Series and Its Application in Estimation of Water Table Depth

YUAN Xing^{1,2} and XIE Zheng-Hui¹

1 *Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029*

2 *Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049*

Abstract Transfer function-noise (TFN) model could be used to estimate output series through correlation analysis when the input-output series were synchronous. A modified time series reconstruction method was presented, which was based on TFN model, Kalman filter and SCE-UA method. First, the TFN model was represented as state-space. Then the Kalman filter combined with SCE-UA method was applied to calibrate the model even if the input and output series were asynchronous. Finally, the method was validated by observed series of precipitation and water table depths, and 40-year series of water table depths over the northeast of China were reconstructed by precipitation series as well. The validation and application show that the method not only has good modeling accuracy, but also reflects how the water table fluctuation respond to the precipitation reasonably well. Therefore, the method could be extended to reconstruct other kinds of series in a similar way.

Key words time series reconstruction, TFN model, Kalman filter, water table depth

收稿日期 2006-04-24 收到, 2006-12-11 收到修定稿

资助项目 国家重点基础研究发展规划项目 2005CB321703、中国科学院知识创新工程重要方向项目 KZCX2-YW-126-2 及 KZCX2-YW-217、国家自然科学基金资助项目 90411007 和中国科学院创新团队国际合作伙伴计划项目“气候系统模式研发及应用研究”

作者简介 袁星, 男, 1983 年出生, 博士研究生, 主要从事陆气相互作用研究。E-mail: xyuan@mail.iap.ac.cn

通讯作者 谢正辉, E-mail: zxie@lasg.iap.ac.cn

1 引言

地下水埋深是指土壤非饱和区的厚度,也就是地下水位至地面的距离。降水、蒸发和径流等水文气象要素时空分布的改变,引起地下水埋深时空分布的变化。反之,大尺度地下水埋深的变化,能引起土壤湿度、地表径流和基流的改变及边界层大气感热和潜热的分配,从而对气候产生影响。为了深入分析地下水在陆气间能量和水文循环中的作用,并进一步探讨地下水对气候变化的响应和反馈,需要有一套地下水埋深的长时间序列。然而,现有的埋深资料存在空间分布不均匀、时间序列短且常有缺测时段等问题。因此,根据相对丰富的气象资料及有限的埋深资料重建一套时间步长统一的地下水埋深长时间序列,对于包含地表地下水相互作用的陆面过程模式^[1]的发展及评估、陆气相互作用和气候变化的研究以及水资源的管理具有重要意义。

时间序列分析方法是用来重建水文气象要素的常用方法。当通过一定的观测数据率定时序模型的参数后,便可用于输出变量的实时预报及其不确定性分析、历史数据的重建以及评价不同输入变量对输出变量的影响^[2]。作为一类特殊的时序模型,带噪声传递函数(TFN)模型将输入变量和输出变量用传递函数相联系,对误差序列用单变量时序模型如自回归滑动平均(ARMA)模型进行估计,从而将误差序列转变为白噪声序列,提高了模拟精度。基于上述特点,TFN模型被广泛用于模拟地下水埋深^[3~6]、径流量^[7]和悬浮沉积物浓度^[8]等。然而,TFN模型的局限性就是输入输出序列必须在时间上同步才能进行参数率定。文献^[9]利用Kalman滤波能动态处理数据的优点,结合下坡单纯形法(Downhill-simplex)^[10]率定了输入输出异步情况下的一阶TFN模型并用于地下水埋深估计,但一阶TFN模型的前提是降水和地下水埋深之间满足某种线性关系,且下坡单纯形法的率定结果过分依赖于初始参数域的选择,不利于率定高阶TFN模型。

为了进一步描述降水和地下水之间的非线性相互作用,本文在文献^[9]基础上,将用于水文模型参数率定的SCE-UA(Shuffled complex evolu-

tion method developed at The University of Arizona)算法^[11]用来率定序列异步情况下的高阶TFN模型,发展一种新的时间序列重建方法,克服了单纯形法不易率定高阶模型从而无法描述序列间的非线性关系等缺点。通过降水估计地下水埋深的算例验证了该方案的可行性和有效性,并模拟分析中国东北部分地区浅层地下水埋深的时空分布及地下水埋深季节变化对降水季节变化的响应。

2 模型及方法描述

2.1 高阶TFN模型的状态空间表述推导

单输入单输出的TFN模型可以表述如下^[9]:

$$G_t = G_t^* + n_t, \quad (1)$$

$$G_t^* = \sum_{i=1}^r \delta_i G_{t-i}^* + \sum_{j=0}^s \omega_j P_{t-j}, \quad (2)$$

$$(n_t - c) = \sum_{k=1}^p \phi_k (n_{t-k} - c) + a_t + \sum_{l=1}^q \theta_l a_{t-l}, \quad (3)$$

这里 G_t 是输出序列实测值, G_t^* 是由输入序列估计的输出序列, P_t 是输入序列, n_t 是模型噪声序列, a_t 是方差为 σ_a^2 的白噪声序列, c 是 n_t 的数学期望, δ_i 是直到 r 阶的传递模型自回归参数, ω_j 是直到 s 阶的传递模型滑动平均参数, ϕ_k 是直到 p 阶的噪声模型自回归参数, θ_l 是直到 q 阶的噪声模型滑动平均参数。

可见,由式(1)~(3)确定的TFN模型包含 $r+s+p+q+3$ 个需率定的参数,记为 $\alpha^T = (\delta_1, \dots, \delta_r, \omega_0, \dots, \omega_s, \phi_1, \dots, \phi_p, \theta_1, \dots, \theta_q, c, \sigma_a^2)$,且模型可写成如下向量形式

$$\mathbf{X}_t = \mathbf{A} \mathbf{X}_{t-1} + \mathbf{B} \mathbf{U}_t + \mathbf{D} \mathbf{W}_t, \quad (4)$$

这里 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_d & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_s \end{pmatrix}$; $\mathbf{B}$ 为 $(r+p) \times (s+2)$ 矩阵,第一个行向量为 $(\omega_0, \dots, \omega_s, 0)^T$,第 $r+1$ 个行向量为 $(0, \dots, c - \sum_{k=1}^p c \phi_k)^T$,其余行向量为0; $\mathbf{D}$ 为 $(r+p) \times (q+1)$ 矩阵,其第 $r+1$ 个行向量为 $(1, \theta_1, \dots, \theta_q)^T$,其余行向量为0; $\mathbf{U}_t = (P_t, \dots, P_{t-s}, 1)^T$; $\mathbf{W}_t = (a_t, \dots, a_{t-q})^T$; $\mathbf{X}_t = (G_t^*, \dots, G_{t-r+1}^*, n_t, \dots, n_{t-p+1})^T$ 。其中 $\mathbf{A}_d$ 和 $\mathbf{A}_s$ 均为方阵且

$$\mathbf{A}_d = \begin{bmatrix} \delta_1 & \delta_2 & \cdots & \delta_{r-1} & \delta_r \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{A}_s = \begin{bmatrix} \phi_1 & \phi_2 & \cdots & \phi_{p-1} & \phi_p \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

因此随机线性离散系统的状态方程便为 (4) 式, 其中 $\mathbf{X}_t$ 是状态变量, $\mathbf{A}$ 是状态一步转移矩阵, $\mathbf{B}\mathbf{U}_t$ 是强迫项, $\mathbf{W}_t$ 是系统过程噪声, $\mathbf{D}$ 是系统过程噪声输入矩阵。

若设 $\mathbf{Y}_t$ 为观测向量, $\mathbf{C}_t$ 是联系状态变量 $\mathbf{X}_t$ 和观测向量 $\mathbf{Y}_t$ 的观测矩阵, $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ 为观测噪声序列, 则随机线性离散系统 (4) 的观测方程为^[9]

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{C}_t \mathbf{X}_t + \boldsymbol{\varepsilon}_t. \quad (5)$$

基于状态方程 (4) 和观测方程 (5), 利用 Kalman 滤波便可得到状态变量的线性无偏且误差方差最小的估计值, 具体迭代过程参见文献 [9]。

2.2 基于 TFN 模型、Kalman 滤波和 SCE-UA 的时间序列重建方法

Duan 等^[11]发展的 SCE-UA 方法是一种全局最优算法, 具有稳定、效率高、效果好等优点, 被广泛用于水文模型的参数率定。其基本思想如下: 在需率定参数的可行域内随机抽样, 样本按目标函数值的大小排序; 将排序后的样本依次分入

若干社区, 每个社区利用竞争演化算法 (CCE) 来剔除性能差的点, 代之以性能较优的点; 然后混合样本并排序后重新分区, 这就保证了每个社区搜索信息的共享; 重复上述步骤直到算法收敛为止。

假设做参数率定时输出序列有 N 个观测值 (这 N 个值没有统一时间步长), 输入序列有 M 个观测值 ($M \geq N$ 且时间步长一致)。将需率定参数集 α 的可行域作为 SCE-UA 的输入, 在可行域内抽取若干样本 (由于参数的先验分布未知, 采用均匀抽样), 然后用 Kalman 滤波进行迭代, 得到 N 个预报误差 $v_i (i=1, \dots, N)$ 和预报误差方差 $\sigma_{v,i}^2 (i=1, \dots, N)$ 。

从而模型参数估计的极大似然函数可写为

$$L(N; \alpha) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{v_i^2}{2\sigma_i^2}}. \quad (6)$$

通过对数变换 $J(N; \alpha) = -2\ln L(N; \alpha)$, 得到目标函数

$$J(N; \alpha) = N \ln(2\pi) + \sum_{i=1}^N \ln[\sigma_{v,i}^2(\alpha)] + \sum_{i=1}^N \left[\frac{v_i^2(\alpha)}{\sigma_{v,i}^2(\alpha)} \right]. \quad (7)$$

因此, 可以通过 SCE-UA 方法对目标函数的优化来率定参数, 从而利用率定的 TFN 模型进行

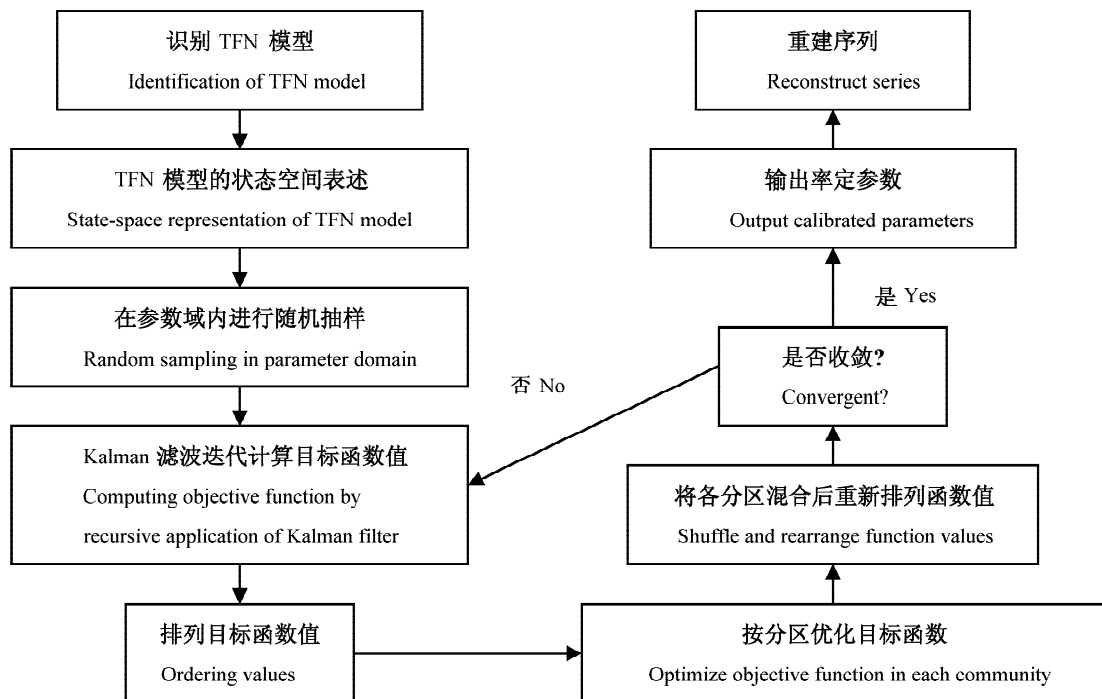


图 1 基于 TFN 模型、Kalman 滤波和 SCE-UA 的序列重建方法流程

Fig. 1 Flow chart of series reconstruction method based on TFN model, Kalman filter and SCE-UA

时间序列重建。图 1 是方案的具体流程。

3 基于 TFN 模型、Kalman 滤波和 SCE-UA 的时间序列重建方法在地下水埋深估计中的验证和应用

本文利用月降水建立地下水埋深估计模型并进行验证和应用。文献 [12] 表明，月降水量和地下水埋深具有明显的滞后负相关性，且埋深序列滞后降水序列一个月时相关系数最高。因此在公式 (1)~(3) 中，表征地下水埋深和降水滞后相关性的传递函数滑动平均阶数 $s=1$ ，其他模型阶数根据文献 [9] 取为 $r=1, p=1, q=0$ 。

3.1 研究区域数据及流域水文气候特征

本文所用的 1961~2000 年月降水数据是根据全国 676 个日降水观测站点插值而成，即将距离中心点最近的 3 个气象站点按照距离反比插值得到。这里的插值没有考虑地形对降水的影响且降水站点比水井观测点稀疏，插值得到的观测井处降水会有一定误差，但在模型率定过程中误差能够部分

得到消除。1981~2000 年地下水埋深数据是甘肃省张掖地区及东北地区等站点各自的观测井数据。

张掖市位于甘肃省河西走廊中部，年均降水约为 160 mm，为典型的干旱区，但所选站点平均埋深不超过 2 m。东北地区所选站点（图 2）处于松辽流域，包括 60 个雨量站和 454 口观测井。受温带大陆性季风气候影响，该区年均降水约为 500 mm，属于半湿润地区，观测水井最大埋深不超过 10 m。主要河流有松花江、乌苏里江、辽河等，年径流深约为 130 mm，因此部分水井除受降水补给外，一定程度上也受河川径流的补给，这也为用降水估计地下水带来一定影响。总体来说，研究区域所选水井站点大部分埋深较浅且主要受降水补给。

利用 TFN 模型进行模拟之前，需要对输入输出序列进行平稳化处理，消除序列的趋势性和季节性。本文采用一元线性回归的方法，用一次函数拟合来消除埋深序列的趋势；对于季节性变化，通过计算自相关系数后发现，降水序列和埋深序列都有约 1 年的显著周期，然而将序列通过傅立叶谐波分析提取主周期项后，方差并没有显著减

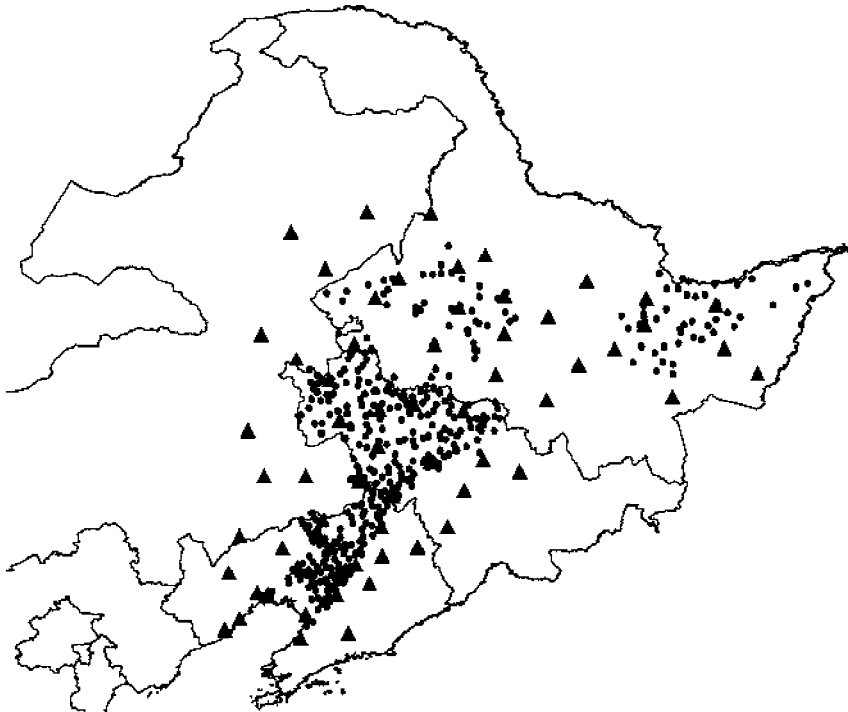


图 2 降水及地下水观测站点分布（三角形为降水，圆点为地下水）
Fig. 2 Location of precipitation and groundwater measurement stations (triangles denote precipitation, dots denote groundwater)

小, 因此本文采取将每月值减掉该月多年平均值的方法来消除序列的季节性。

3.2 SCE-UA 方法和下坡单纯形法优化结果比较

下坡单纯形 (Downhill-Simplex)^[10] 法是一种求多元函数极值的方法。该方法首先在 n 维欧氏空间中构造一个包含 $n+1$ 个顶点的凸多面体, 求出各顶点的函数值, 并确定其中的最大值、次大值和最小值, 然后通过反射、扩张、内缩、缩边等策略求出一个较好解, 用之取代最大 (差) 点, 从而构成新的多面体, 如此多次迭代则可逼近一个性能较好的极小值。

下面以甘肃省张掖市乌江乡谢家湾 30 号井为例, 将 SCE-UA 方法和下坡单纯形法用于 TFN 模型的参数率定, 从表 1 可以得到算法比较结果:

(1) 通过两种算法在不同观测间隔下各自最优目标函数值 (最小值) 的比较, 可见 SCE-UA 方法能比下坡单纯形法得到更优的目标函数值; 而且随着地下水埋深观测间隔的增大, 这种优化能力明显增强。

(2) 从模拟结果绝对误差平均值来看, SCE-UA 方法要略优于下坡单纯形法。

(3) SCE-UA 方法更能体现零阶 (W_0) 和一阶 (W_1) 滑动平均系数对观测间隔的敏感性; 而且当零阶和一阶滑动系数取相同的可行域时, 单纯形法基本上无法区分它们, 从而不适合高阶 TFN 模型。

因此, SCE-UA 方法无论是在对目标函数的优化程度及模拟结果的准确程度上, 还是在体现参数对观测间隔的敏感程度和零阶、一阶滑动平均系数的区别上都比下坡单纯形法要优越。这主要是由于 SCE-UA 方法能有效地处理一般的优化算法经常遇到的样本对可行域覆盖不充分、模型

的不确定性和数据集的不确定性^[13] 等问题。

3.3 干旱、半湿润地区模型模拟结果比较及分析

利用本文方案对干旱地区 30 号井和半湿润地区的 23740114、26030017、28470101 号井进行 TFN 模型的参数率定, 得到下面的模型为甘肃省 30 号井:

$$G_t = \frac{1.87 + 2.73B_a}{1 - 0.59B_a} P_t + \frac{a_t}{1 - 0.76B_a}, \tag{8}$$

辽宁省 23740114 号井:

$$G_t = \frac{4.26 + 2.28B_a}{1 - 0.71B_a} P_t + \frac{a_t}{1 - 0.87B_a}, \tag{9}$$

吉林省 26030017 号井:

$$G_t = \frac{6.75 + 3.00B_a}{1 - 0.95B_a} P_t + \frac{a_t}{1 - 0.83B_a}, \tag{10}$$

黑龙江 28470101 号井:

$$G_t = \frac{4.16 + 1.47B_a}{1 - 0.83B_a} P_t + \frac{a_t}{1 - 0.78B_a}, \tag{11}$$

上面的 G_t 和 P_t 分别是经过平稳化处理后的埋深距平和降水距平。 B_a 是后退算子, 即 $B_a X_t = X_{t-1}$, X_t 是任一时间序列。

利用 TFN 模型噪声部分参数可以估计出地下水埋深的 95% 置信区间为

$$\left[\hat{G}_t - 1.96 \sqrt{\frac{\sigma_a^2}{1 - \phi_1^2}}, \hat{G}_t + 1.96 \sqrt{\frac{\sigma_a^2}{1 - \phi_1^2}} \right]. \tag{12}$$

由式 (8)~(11) 得到干旱和半湿润地区 TFN 模型的模拟结果如图 3 所示。显然, 绝大部分观测数据均在置信区间内, 且干旱地区 (图 3a) 比半湿润地区 (图 3b~d) 模拟结果要好, 原因可能是所选站点在干旱地区降水和地下水埋深的相关性及地下水埋深的自相关性比半湿润地区要好, 也可能跟所选半湿润地区的地下水除受降水补给外, 还受河川径流补给影响有关, 具体原因需进一步探讨。

表 1 SCE-UA 方法和下坡单纯形法模拟结果

Table 1 Comparison of simulated results between SCE-UA and Downhill-Simplex

地下水埋深观测间隔/月	目标函数优化结果		绝对误差平均/m		滑动平均参数 (W_0)		滑动平均参数 (W_1)	
	SCE-UA	Simplex	SCE-UA	Simplex	SCE-UA	Simplex	SCE-UA	Simplex
1	7.08	7.12	9.12	9.15	-2.43	-2.77	-1.82	-2.76
2	7.47	7.59	9.05	9.18	-3.53	-3.04	-1.02	-3.05
3	7.60	8.09	8.66	8.59	-1.87	-3.19	-2.73	-3.19
4	7.94	8.91	9.18	9.22	-3.50	-3.28	-1.00	-3.27
6	8.00	9.52	9.24	9.27	-1.00	-3.08	-3.48	-3.10

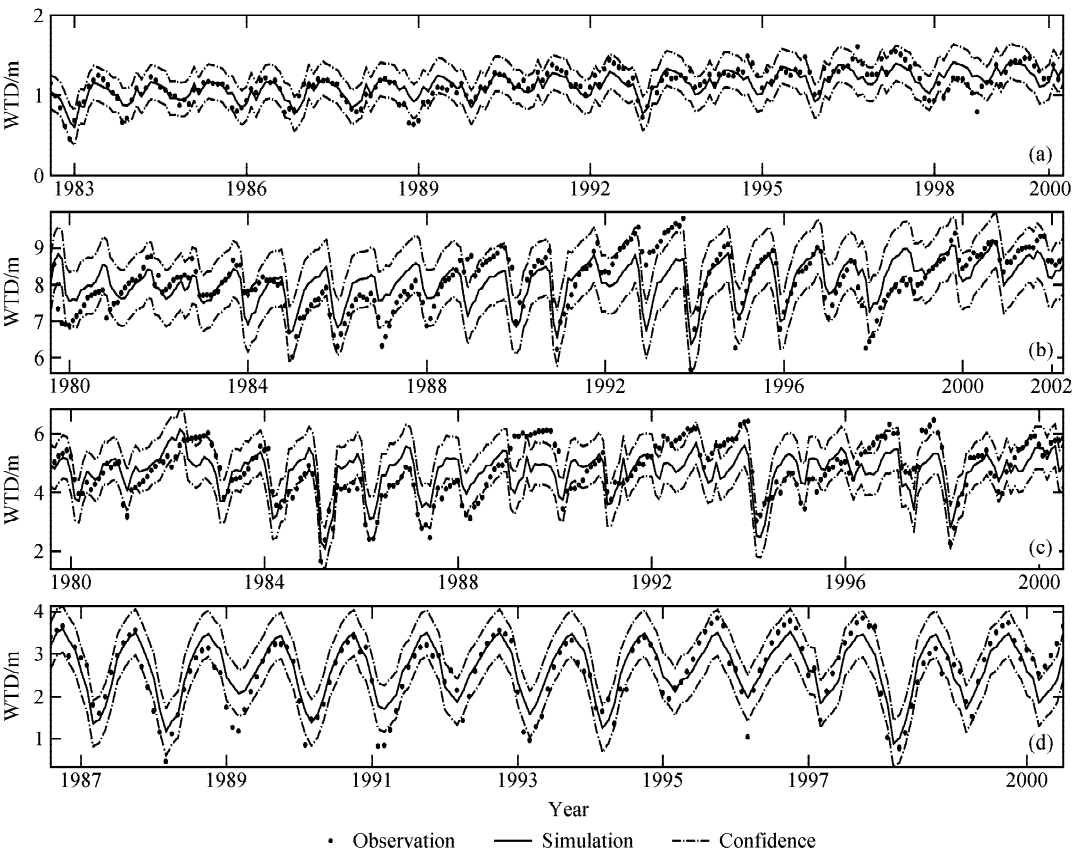


图 3 TFN 模型在干旱、半湿润地区模拟结果 (纵坐标 WTD 为地下水埋深): (a) 甘肃省 30 号井; (b) 辽宁省 23740114 号井; (c) 吉林省 26030017 号井; (d) 黑龙江省 28470101 号井

Fig. 3 Simulated results of TFN model in arid and semiarid areas (WTD: Water Table Depth): (a) Well 30 in Gansu; (b) Well 23740114 in Liaoning; (c) Well 26030017 in Jilin; (d) Well 28470101 in Heilongjiang

3.4 东北部分地区大尺度地下水埋深时空分布

为估计大尺度地下水埋深的时空分布, 先利用本文方案自动率定了东北三省 454 口观测井的埋深估计模型, 从而模拟出各个井从 1961~2000 年地下水的埋深变化。根据观测井地理位置, 将 454 口井划分为 4 个区域: 辽宁省中部 126 口井, 分布范围为 (40.43~43.36°N, 121.26~124.25°E); 吉林省西部 226 口井, 分布范围为 (43.02~46.27°N, 122.15~126.86°E); 黑龙江省西南部 52 口井, 分布范围为 (45.08~48.48°N, 122.77~127.23°E); 黑龙江省东部 50 口井, 分布范围为 (45.77~48.21°N, 129.75~134.28°E)。然后, 利用距离平方倒数法插值出 4 个区域中心点的地下水埋深季节变化和年际变化如图 4 和图 5 所示。

从图 4 可以看出, 4 个区域年内主要降水都集中在 7~8 月; 而地下水年最大埋深出现在 5~6

月, 最小埋深出现在 8~10 月, 且有明显的季节性变化。主要原因是这些地区的地下水主要靠降水补给, 即降水的季节变化导致埋深的季节变化。由于降水对埋深的影响存在滞后性, 年最小埋深往往出现在年最大降水量的后一个月。如吉林省西部和黑龙江省西南部地区, 这两个地区降水的季节变化比较相似, 且年降水量也比较接近。因此年最小埋深均出现在 8 月, 即滞后于具有年内最大降水量的 7 月一个月; 而年最大埋深出现在 5 月, 即在雨季来临之前。而辽宁省中部地区由于 7、8 月降水均较多, 导致年最小埋深出现在 9 月; 黑龙江省东部地区也有类似结论。整体来说, 虽然 4 个区域也受河川径流补给影响, 但正如文献 [14] 所指出的, 松辽流域的水平衡特点介于南、北方流域特点之间, 地下水埋深在雨季达到最小值, 随着降水的减少直到第二年汛期来临之前埋深逐渐增大。

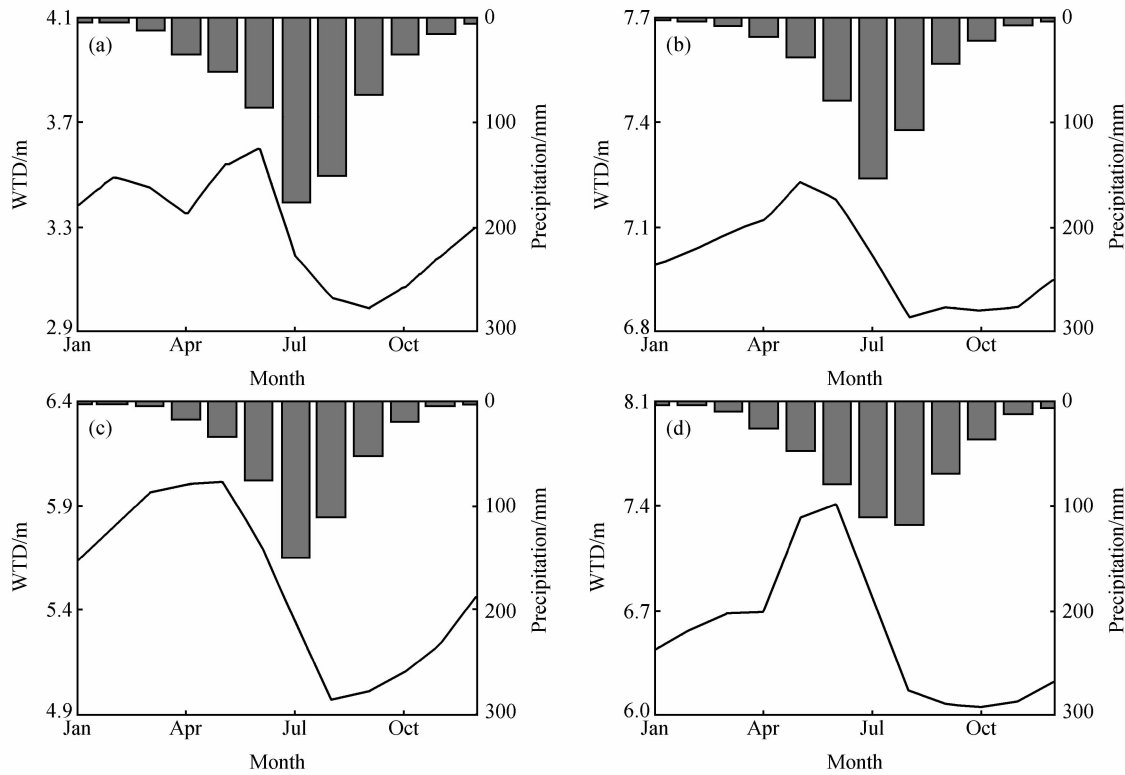


图 4 东北部分地区地下水埋深季节变化对降水季节变化的响应 (实线为埋深, 柱状为降水): (a) 辽宁省中部; (b) 吉林省西部; (c) 黑龙江省西南部; (d) 黑龙江省东部

Fig. 4 Seasonal variation of groundwater table depth responds to precipitation in Northeast China (solid lines denote water table depths, bars denote precipitation): (a) middle of Liaoning; (b) west of Jilin; (c) southwest of Heilongjiang; (d) east of Heilongjiang

图 5 是 4 个区域模拟地下水埋深 1961~2000 年的年际变化。辽宁省中部地区和吉林省西部地区地下水埋深年际变化较大, 而黑龙江省的东西部地区埋深年际变化相对较小, 这可能是各个地区降水的年际非均匀性造成的, 也可能与河川径流的年际变化有关。图 6 是模拟的东北部分地区多年平均地下水埋深的空间分布。

4 结论与讨论

传统的时间序列模型参数率定方法无法有效率定输入输出序列时间步长不一致的高阶 TFN 模型, 从而影响了 TFN 模型在数据重建中的适用性。本文将高阶 TFN 模型表述成状态空间, 利用 Kalman 滤波进行状态估计, 结合全局优化算法 SCE-UA 率定高阶 TFN 模型, 发展了新的时间序

列重建方法, 并将其用于大尺度地下水埋深估计。该方法克服了以往方法过于依赖初始参数域且无法有效率定高阶 TFN 模型等缺点, 提高了 TFN 模型重建数据的精度和适用范围。通过干旱、半湿润地区地下水埋深估计的验证, 表明重建结果与观测接近。利用新发展的重建方法估计中国东北部分地区 40 年地下水埋深, 发现地下水埋深空间分布及年际变化有较大差异, 说明该地区气候条件和地质条件均较复杂; 而且地下水埋深季节变化相对降水季节变化存在滞后性, 说明 TFN 模型能用来有效分析地下水埋深 (输出) 序列对降水 (输入) 序列的响应过程, 具有一定的物理意义。以上研究表明本文发展的基于 TFN 模型、Kalman 滤波和 SCE-UA 的数据重建方法有较高模拟精度, 在各类要素场的时间序列重建中具有广泛的应用前景。

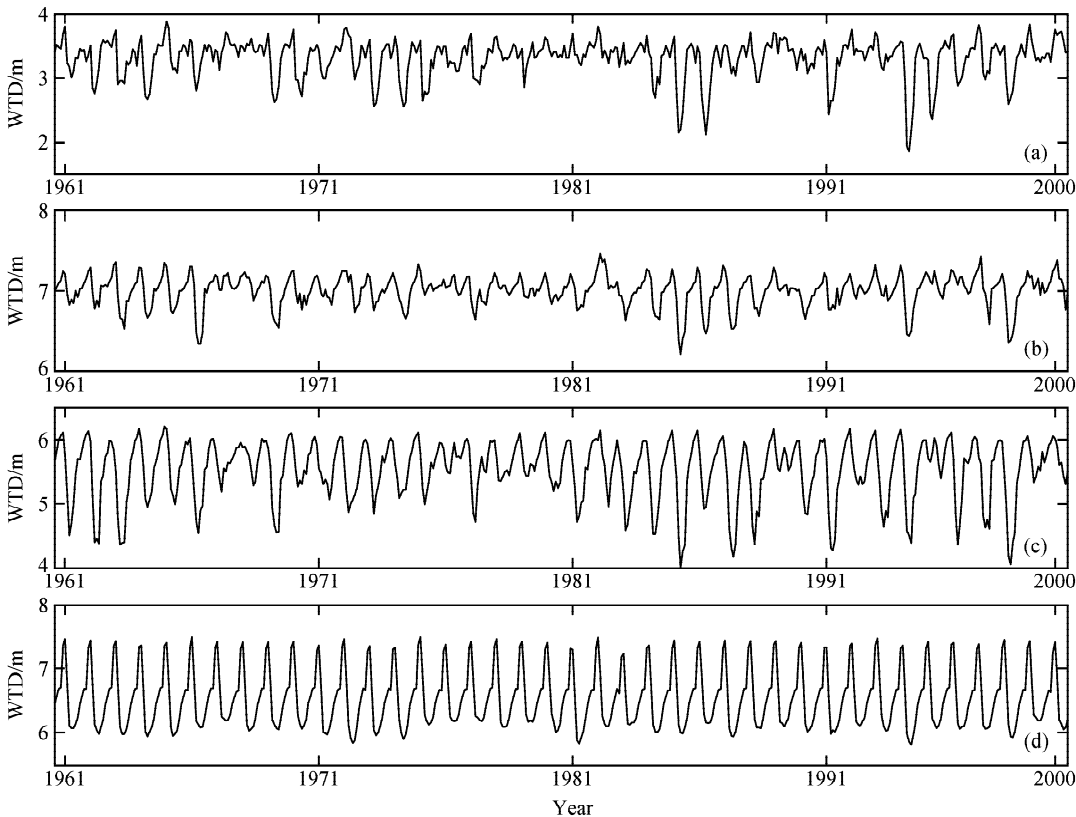


图5 1961~2000年东北部分地区地下水埋深年际变化：(a) 辽宁省中部；(b) 吉林省西部；(c) 黑龙江省西南部；(d) 黑龙江省东部
Fig. 5 Annual variations of water table depths in Northeast China during 1961—2000; (a) middle of Liaoning; (b) west of Jilin; (c) southwest of Heilongjiang; (d) east of Heilongjiang

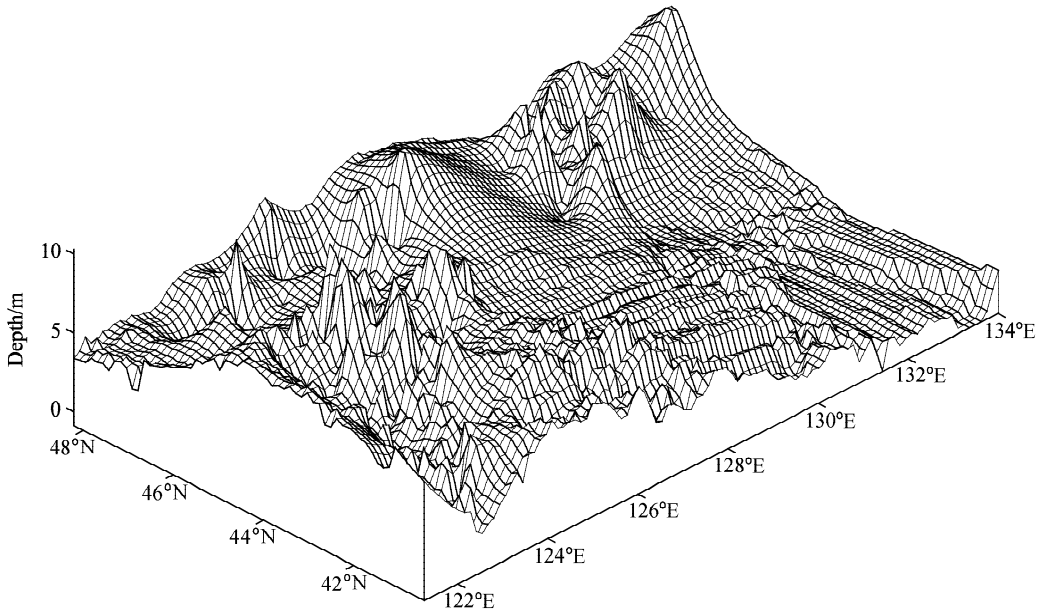


图6 中国东北部分地区多年平均地下水埋深空间分布
Fig. 6 Spatial distribution of annual mean water table depths in Northeast China

参考文献 (References)

- [1] Liang X, Xie Z H, Huang M Y. A new parameterization for surface and groundwater interactions and its impact on water budgets with the variable infiltration capacity (VIC) land surface model. *J. Geophys. Res.*, 2003, **108** (D16): 8613~8629
- [2] Von Asmuth J R, Bierkens M F P, Maas K. Transfer function-noise modeling in continuous time using predefined impulse response functions. *Water Resour. Res.*, 2002, **38** (12): 1287
- [3] Tankersley C D, Graham W D, Hatfield K. Comparison of univariate and transfer function models of groundwater fluctuations. *Water Resour. Res.*, 1993, **29** (10): 3517~3533
- [4] Van Geer F C, Zuur A F. An extension of Box-Jenkins transfer/noise models for spatial interpolation of groundwater head series. *J. Hydrol.*, 1997, **192** (5): 65~80
- [5] Knotters M, Van Walsum P E V. Estimating fluctuation quantities from time series of water-table depths using models with a stochastic component. *J. Hydrol.*, 1997, **197** (10): 25~46
- [6] 向阳, 袁星, 谢正辉, 等. 传递函数-自回归模型在地下水埋深估计中的应用. *水文*, 2006, **26** (4): 55~59
Xiang Yang, Yuan Xing, Xie Zhenghui, et al. Application of transfer function-autoregressive model in estimation of groundwater depth. *Journal of China Hydrology* (in Chinese), 2006, **26** (4): 55~59
- [7] Chow K C A, Watt W A, Watts D G. A stochastic-dynamic model for real time flood forecasting. *Water Resour. Res.*, 1983, **19** (3): 746~752
- [8] Lemke K A. Transfer function models of suspended sediment concentration. *Water Resour. Res.*, 1991, **27** (3): 293~305
- [9] Bierkens M F P, Knotters M. Calibration of transfer function-noise models to sparsely or irregularly observed time series. *Water Resour. Res.*, 1999, **35** (6): 1741~1750
- [10] Press W H, Teukolsky S A, Vetterling W T, et al. *Numerical Recipes in Fortran 90: The Art of Parallel Scientific Computing*. 2nd ed. New York: Cambridge University Press, 1996. 1208~1210
- [11] Duan Q, Sorooshian S, Gupta V K. Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models. *J. Hydrol.*, 1994, **158** (6): 265~284
- [12] Changnon S A, Huff F A, Hsu C F. Relations between Precipitation and Shallow Groundwater in Illinois. *J. Climate*, 1988, **12** (6): 1239~1250
- [13] Duan Q, Sorooshian S, Gupta V K. Effective and Efficient Global Optimization for Conceptual RainfallRunoff Models. *Water Resour. Res.*, 1992, **28** (4): 1015~1031
- [14] 伊兰, 陶诗言. 东亚季风区地气系统的水平衡. *气候与环境研究*, 1996, **1** (1): 63~80
Yi Lan, Tao Shiyen. Water balance in land-atmosphere system over the east asian monsoon region. *Climatic and Environmental Research* (in Chinese), 1996, **1** (1): 63~80