

基于集合卡尔曼滤波的灌域尺度地下水多参数联合反演

张玉雪, 朱焱*, 杨金忠

(武汉大学 水资源与水电工程科学国家重点实验室, 武汉 430072)

摘要:【目的】进行灌域尺度的地下水多参数联合反演。【方法】利用集合卡尔曼滤波(EnKF)方法,基于二维潜水运动模型SWF2D,构建了地下水多参数联合反演模型SWF2D_DA。以内蒙古河套灌区永济灌域为研究对象对地下水参数进行了反演分析,该地区地下水运动共涉及8个参数,分别为给水度 S_y ,降雨入渗补给系数 a_p ,两阶段的灌溉入渗补给系数 a_{n1} 、 a_{n2} ,两阶段的潜水蒸发参数 a_{e1} 、 a_{e2} 和两阶段的潜水蒸发极限埋深 a_{s1} 、 a_{s2} ,采用SWF2D_DA模型分别反演了2待定参数情况和8待定参数情况。【结果】模型对2参数反演平均相对误差MRE为0.124%,均方根误差RMSE为0.002 663,8参数反演MRE为0.376%,RMSE为0.003 283,反演结果均满足精度要求,同时反演8参数会增加得到理想参数所需的同化步。同时,还设置5种观测误差方差,分别为0.01、0.000 1、0.002 5、0.1、0.64 m^2 ,讨论了不同观测误差方差对反演结果的影响。当观测误差方差大于0.1 m^2 时,随着观测误差增大,MRE、RMSE、Spread增长较快,即观测误差过大会影响数据同化的反演精度;当观测误差方差在0.000 1~0.01 m^2 之间时,随着观测误差减小,MRE、RMSE并无显著变化,即观测误差达到一定精度时,即使观测误差减小,模型也不能得到精度更高的解,反而增加了观测成本。【结论】模型SWF2D_DA可以实现大尺度复杂地区的多参数联合反演,且待求参数越少,得到可靠的结果所需同化步越少;增加参数个数,需增加同化步。在目前的观测条件下,在观测误差方差为0.01 m^2 、相对于地下水位最大变幅的相对观测误差在4.4%以内的情况下,反演得到的地下水参数可满足精度要求,同时观测成本较低。

关键词:多参数联合反演;数据同化;观测误差;集合卡尔曼滤波;地下水;模型

中图分类号:S274.1

文献标志码:A

doi:10.13522/j.cnki.ggpps.2017.0637

张玉雪,朱焱,杨金忠. 基于集合卡尔曼滤波的灌域尺度地下水多参数联合反演[J]. 灌溉排水学报,2018,37(5): 69-74.

0 引言

地下水位的预测及相关参数的反演在实际的水环境管理中具有十分重要的作用,可以为水资源的科学管理和合理开发利用提供依据^[1]。目前,地下水位预测的方法很多,如地下水均衡法^[2-6]、数值法^[7](有限差分法、有限元法)、周期分析法等^[8],随着计算机技术的发展,数值模拟已广泛用于地下水动态分析和地下水资源评估。数值模型物理基础明确,计算精度较高,但在应用中存在2个问题:一是参数获取困难,许多参数需要高成本的取样和长时间的监测实验获得,加上参数的空间变异性^[9-10],很难通过稀疏的采样数据对参数进行准确描述;二是变量监测困难,主要表现在点位上的观测取样精度较高但数量太少,区域上的遥感数据覆盖范围广但精度不高^[11]。若灌区有实时的监测系统,使用传统的数值模拟难以高效地将实时数据融合到模拟之中,而数据同化(Data Assimilation, DA)方法可以将观测数据按时间顺序依次加入到模型之中,以历史估计和最新数据为基础来更新参数和变量^[12]。集合卡尔曼滤波方法^[13](Ensemble Kalman Filter, EnKF)是目前广受关注的参数同化方法。其他可以将观测数据按时间顺序依次加入到模型之中,将地下水的当前观测数据和模型预测结果相结合,为当前状态提供一个最优估计。目前,EnKF已逐步应用到地下水领域进行参数反演和预报^[14-17],但多用于小尺度规则区域的虚拟算例研究,在实际区域的应用较少^[18],且目前应用EnKF

收稿日期:2017-10-21

基金项目:内蒙古自治区水利科技重点项目([2014] 117-2);国家自然科学基金项目(51479143)

作者简介:张玉雪(1990-),女。硕士研究生,主要从事地下水、土壤水资源与环境研究。E-mail: 895639035@qq.com

通信作者:朱焱(1985-),女。副教授,博士,主要从事饱和-非饱和水分和溶质运移理论和模型研究。E-mail: zyan0701@163.com

参数反演的研究多针对单一参数或2个参数^[15-16, 19]。而在实际问题中,地下水流动涉及区域较大,且受到多种水文地质条件及参数的影响^[20-21],如给水度、降雨/灌溉入渗补给系数、潜水蒸发系数等。因此,有必要针对实际区域进行地下水运动多参数联合反演研究。

兹以内蒙古河套灌区永济灌域为研究对象,利用集合卡尔曼滤波(EnKF)方法构建了地下水多参数联合反演数据同化模型SWF2D_DA,采用SWF2D_DA分别反演了2待定参数情况和8待定参数情况,对反演结果精度及计算效率进行比较分析并讨论不同观测误差对反演结果的影响。

1 多参数联合反演数据同化模型SWF2D_DA原理和方法

1.1 集合卡尔曼滤波

EnKF方法是由Evensen^[22]提出的基于蒙特卡洛方法的顺序同化算法,特点是通过统计有限数量的样本来估计模型状态向量(把状态变量和待反演参数放在一起构成的向量)的统计特征。EnKF方法实现过程包含预报和更新^[17, 23-24]2部分。结合文中的研究问题,EnKF方法的执行过程分为如下4步:

1)生成初始参数样本。EnKF算法用给定的参数均值、方差,随机生成若干符合高斯分布的样本,作为数据同化的起点。

2)模型预报。通过求解每个样本的控制方程得到状态向量在第*i*个同化步的预报值,采用初始水位和初始参数样本对地下水进行模拟,计算至下一观测时刻的模型状态,可表述为:

$$x_k^f(i) = M(i) \left(x_k^a(i-1) \right) + w_{k,i}, \quad k = 1, \dots, N_e, \quad (1)$$

式中:*i*为同化步(对应于观测时刻);*k*为样本编号;*N_e*为样本总数; $x_k^f(i)$ 为状态向量的预报值; $M(i)$ 为模型算子(SWF2D模型); $x_k^a(i-1)$ 为状态向量初始值或上次同化更新后的分析值; $w_{k,i}$ 为模型误差。

3)同化更新。在每一个同化步*i*通过以下公式更新状态向量和协方差,即获取其更新值(分析值):

$$x_k^a(i) = x_k^f(i) + K(i) \left(y_k(i) - H x_k^f(i) \right), \quad k = 1, \dots, N_e, \quad (2)$$

$$K(i) = P^f(i) H^T \left[H P^f(i) H^T + R(i) \right]^{-1}, \quad (3)$$

$$P^a(i) = [I - K(i) H] P^f(i), \quad (4)$$

式中: $y_k(i)$ 为观测数据; $P^f(i)$ 为状态向量预报值的协方差矩阵; $P^a(i)$ 为状态向量分析值的协方差矩阵; $K(i)$ 为卡尔曼增益因子; $R(i)$ 为观测误差的协方差矩阵; H 为模型的观测算子矩阵; $P^f(i)$ 由样本统计得到。

EnKF实际计算中,不直接得到 $P^f(i)$,只计算维度更小的状态向量和观测向量的互协方差 $P^f(i) H^T$ 以及观测向量的自协方差 $H P^f(i) H^T$,由样本统计计算得到。

4)状态向量的统计平均。EnKF算法以更新后的状态向量均值作为当前观测时刻各参数的最优估计,即:

$$\langle x^a(i) \rangle = \frac{1}{N_e} \sum_{k=1}^{N_e} x_k^a(i). \quad (5)$$

在完成同化步*i*的更新后,将获取的状态变量的分析值作为下一计算时刻的初始值,如此循环执行式(2)一式(4),直至模拟结束。

1.2 二维地下水流动模型

兹采用的地下水运动模型为SWF2D^[25],其控制方程为二维潜水运动的基本微分方程^[26-27]:

$$S_y \frac{\partial H}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left[K_s H \frac{\partial H}{\partial x} \right] + \frac{\partial}{\partial y} \left[K_s H \frac{\partial H}{\partial y} \right] + Q, \quad (6)$$

$$Q = P + I + L - E - \sum_{i=1}^{N_e} Q_w, \quad (7)$$

$$P = P_0 \times a_p, \quad (8)$$

$$I_i = I_{0i} \times a_{li}, \quad i = 1, 2, \quad (9)$$

$$L = L_0 \times a_L, \quad (10)$$

$$E_i = E_{0i} \times C_i, \quad i = 1, 2, \quad (11)$$

$$C_i = \frac{e^{(-a_{A1} \times \bar{h})} - e^{(-a_{A1} \times a_{S1})}}{1 - e^{(-a_{A1} \times a_{S1})}}, i = 1, 2, \quad (12)$$

式中: S_y 为潜水含水层的给水度, 无量纲; Q 为源汇项 (m/d); K_s 为水力传导度 (m/d); $\bar{H}$ 为平均含水层厚度 (m); H 为水位 (m); P 为降雨入渗补给量 (m/d); P_0 为降雨量 (m/d); I 为灌溉入渗补给量 (m/d); I_0 为灌溉量 (m/d); L 为渠道渗漏补给量 (m/d); L_0 为永济段渠道水量 (m/d); E 为潜水蒸发量 (m/d); E_0 为水面蒸发量 (m/d); Q_w 为抽水井流量 (m/d); N_w 为抽水井个数; a_p 为降雨入渗补给系数, 无量纲; a_{li} ($i=1, 2$) 为不同时段灌溉入渗补给系数, 无量纲; a_{li} 为渠道渗漏补给系数, 无量纲, 取为 0.03; C_i ($i=1, 2$) 为不同时段潜水蒸发系数^[5], 无量纲; $\bar{h}$ 为地下水埋深 (m); a_{A1} ($i=1, 2$) 为不同时段潜水蒸发参数 (m⁻¹), 取值范围为 0.8~2 m; a_{S1} ($i=1, 2$) 为不同时段潜水蒸发极限埋深 (m), 取值范围为 3~4 m。

考虑到研究区域的地下水水力坡度较小, 地下水以垂直交换为主, 水力传导度 K_s 对垂向水流影响较小, 兹以入渗-蒸发模式下的潜水流动为研究对象, 不把 K_s 列为反演对象 (给定为 1 m/d), 而将对水位影响较大的给水度 S_y 列入关键待求参数。根据式 (6)~式 (12) 可知, 采用 SWF2D 模型计算地下水运动共包含 8 个待求参数, 分别为: 给水度 S_y , 降雨入渗补给系数 a_p , 灌溉入渗补给系数 a_{l1} 、 a_{l2} , 潜水蒸发参数 a_{A1} 、 a_{A2} , 潜水蒸发极限埋深 a_{S1} 、 a_{S2} 。

1.3 多参数联合反演数据同化模型 SWF2D_DA 流程图

计算流程如图 1 所示, 输入初始状态向量集合 (初始地下水位与初始参数) 及模型驱动参数 (模型已知参数), 运行 SWF2D 模型得到状态向量预报值; 同时, 根据生成的参照观测值, 运用 EnKF 方法得到状态向量分析值, 此分析值作为下一步预报的初始值; 不断循环上述过程直到同化步结束。最后进行同化结果及误差统计。

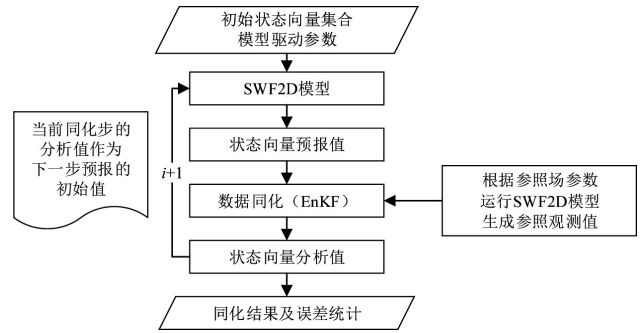


图 1 多参数联合反演数据同化模型 SWF2D_DA 计算流程图

1.4 同化效果评价指标

采用均方根误差 $RMSE$ 、集合离散度 $Spread$ 和最终平均相对误差 MRE 来评价数据同化的效果。

$RMSE$ 用于评价数据同化后反演所得参数与参照值的差异大小, $RMSE$ 越小代表反演结果与参照场越接近, $RMSE$ 下降越快且最终值越小的方案越好。 $Spread$ 用来评价同化方案的收敛速度, $Spread$ 下降越快代表同化过程收敛越快。 MRE 代表最终参数与参照值的平均偏差。 $RMSE$ 、 $Spread$ 、 MRE 计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N_{\text{parm}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{parm}}} [E(Y_i) - Y_i^r]^2}, \quad (13)$$

$$Spread = \sqrt{\frac{1}{N_{\text{parm}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{parm}}} VAR(Y_i)}, \quad (14)$$

$$MRE = \frac{1}{N_{\text{parm}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{parm}}} \frac{|E(Y_i) - Y_i^r|}{Y_i^r}, \quad (15)$$

式中: N_{parm} 为待反演的参数个数; $E(Y_i)$ 为第 i 个参数同化后的样本均值; Y_i^r 为第 i 个参数的参照值; $VAR(Y_i)$ 为第 i 个参数的样本方差。

2 算例模拟及分析

2.1 模型设置

研究区永济灌域 (107°13'—107°42'E, 40°36'—41°13'N) 位于河套灌区中部, 南临黄河, 北靠乌拉尔山脉, 东西部紧接义长和解放闸灌域, 面积 1 920 km², 属于典型的温带大陆性干旱、半干旱气候带。多年平均降水量为 100~300 mm, 多年平均蒸发量为 1 400 mm (水面蒸发)。地下水类型基本为潜水, 属于典型的入渗-蒸发型^[3]。将算例进行一定的概化, 北面靠山, 东、西面分别为灌域边界, 因此东、西、北面为隔水边界, 南临黄河, 南面为定水头边界, 设为 96 m, 区域上边界为降雨、蒸发、灌溉等条件下的入渗蒸发边界, 区域下边界为

隔水边界。按照有限元法,将研究区域划分为2 283个单元,1 193个节点,并在文中关注的隆胜井灌区进行了加密。按照灌溉条件的不同,以灌溉渠道的控制面积为依据分为14个区;观测点有45个,相对均匀地分散在整个永济灌域,如图2所示。隆胜试区有抽水井36眼,抽水流量根据灌溉所需水量确定;降雨量、蒸发量如图3所示;灌溉量根据对应14个分区的引水量确定;渠道渗漏量只考虑总干渠对邻近分区的渗漏(干渠及以下级别的渠道渗漏反映在灌溉入渗补给参数中),分为3个区域,即南边分干渠、北边分干渠及其他12个无渠系渗漏补给区。计算时间为365 d,每5 d为1个同化步,共72同化步。计算时段为2个: $t_1=1\sim 253$ d, $t_2=254\sim 365$ d,灌溉及蒸发参数在2个时段分别取值。永济灌域由黄河冲积而成,主要组成物质为细砂、粉砂、亚砂土和亚黏土相互夹层,研究区本质土层以粉土与粉质黏土互层为主。根据前人研究成果^[23, 28],粉土给水度0.06~0.08,粉质黏土给水度0.03~0.06,因此永济灌域给水度应介于二者之间,即0.03~0.08,本算例取 S_y 参照值为0.045,该取值与杨文元^[3]求得的永济灌域给水度的范围也比较一致。同理,其他参数参照值 u 根据SWF2D模型试算结果及本课题组其他方法的计算结果经验^[3]取值。初始参数的标准差 SD 根据经验取为“20% $\times u$ ”,初始参数均值取为 $u+SD$ 。参数参照值 u 、初始参数均值 $u+SD$ 和方差 SD^2 见表1。

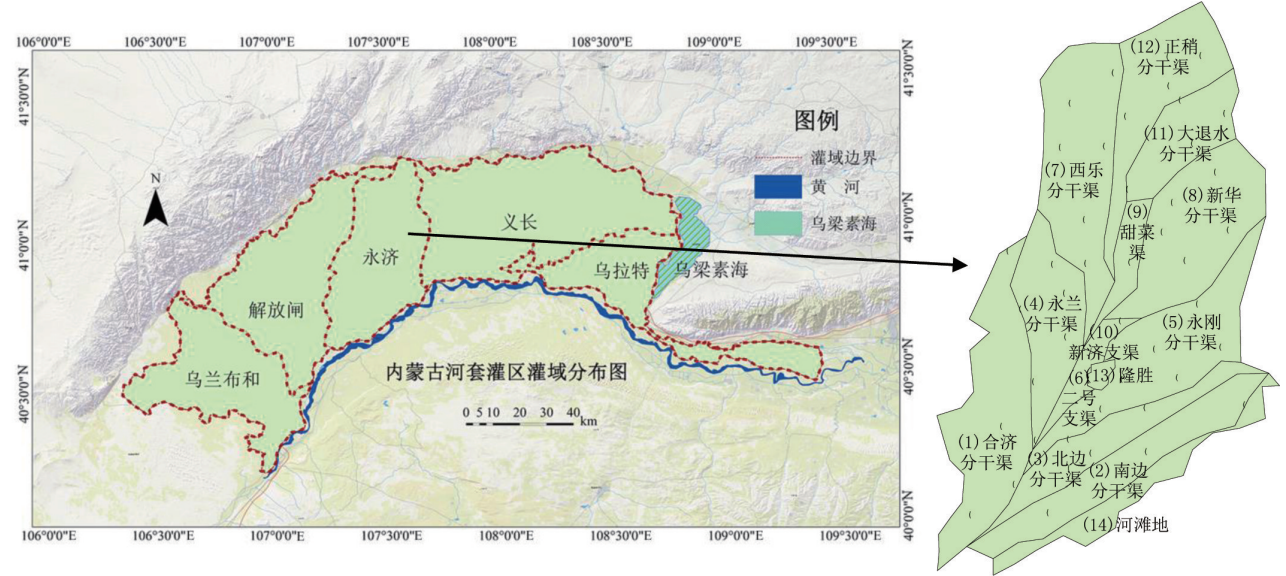


图2 永济灌域分区

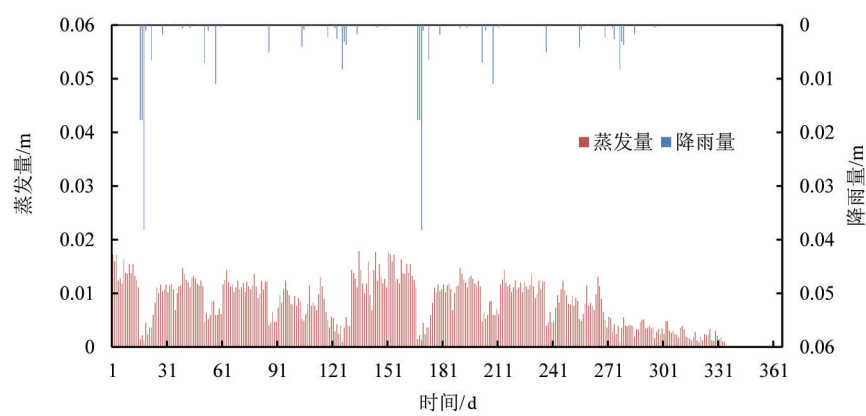


图3 降雨量和蒸发量

表1 初始参数的均值和方差

参数名	S_y	a_p	a_{11}	a_{12}	a_{A1}/m^{-1}	a_{A2}/m^{-1}	a_{S1}/m	a_{S2}/m
参数参照值 u	0.045	0.10	0.23	0.44	1	1	4	3
初始参数 $u+SD$	0.054	0.12	0.28	0.53	1.2	1.2	4.8	3.6
初始方差 SD^2	0.000 1	0.000 4	0.002 5	0.008 1	0.04	0.04	0.64	0.36

算例系列如表2所示。算例1—算例4为2个待反演参数的情况,观测误差方差相同,均为0.01 m²;算例5—算例9为8个待反演参数的情况,观测误差方差分别为0.01、0.000 1、0.002 5、0.1、0.64 m²。

表2 算例类型和参数

算例序号	待反演参数	观测误差方差/ m^2	算例序号	待反演参数	观测误差方差/ m^2
1	Sy, a_P	0.01	6	$Sy, a_P, a_{11}, a_{12}, a_{A1}, a_{A2}, a_{S1}, a_{S2}$	0.000 1
2	a_{11}, a_{12}	0.01	7	$Sy, a_P, a_{11}, a_{12}, a_{A1}, a_{A2}, a_{S1}, a_{S2}$	0.002 5
3	a_{A1}, a_{A2}	0.01	8	$Sy, a_P, a_{11}, a_{12}, a_{A1}, a_{A2}, a_{S1}, a_{S2}$	0.1
4	a_{S1}, a_{S2}	0.01	9	$Sy, a_P, a_{11}, a_{12}, a_{A1}, a_{A2}, a_{S1}, a_{S2}$	0.64
5	$Sy, a_P, a_{11}, a_{12}, a_{A1}, a_{A2}, a_{S1}, a_{S2}$	0.01			

2.2 结果与分析

表1中所列的9个算例系列的平均相对误差 MRE 、均方根误差 $RMSE$ 、集合离散度 $Spread$ 及得到稳定参数所需同化步结果见表3。其中,算例2—算例3反演参数均值、 $RMSE$ 及 $Spread$ 见图4。结合表3算例1—算例4和图4可知,当同时反演2个参数时,得到稳定参数平均仅需6个同化步,平均相对误差 MRE 为0.124%,均方根误差 $RMSE$ 为0.002 663,均小于0.5%,集合离散度 $Spread$ 为0.010 541,说明同时反演2个参数计算精度较高。表3中算例5及图5为观测误差方差0.01 m^2 情况下同时反演8个参数情况,考虑到8个参数反演均值图若全部绘制占用篇幅过大,因此仅选取对地下水位变化影响较明显的4个参数 a_{11} 、 a_{12} 、 a_{A1} 、 a_{A2} ,绘制其参数均值变化图。结合表3数据可知,当同时反演8个参数时,得到稳定参数平均所需同化步增加至28步, MRE 、 $RMSE$ 和 $Spread$ 均有增加, MRE 为0.376%, $RMSE$ 为0.003 283,均小于0.5%,因此同时反演8个参数计算精度满足要求,只是得到理想参数需要更多的同化步,牺牲了计算效率。因此,模型SWF2D_DA可以实现大尺度复杂地区的多参数联合反演,且待求参数越少,得到可靠的结果所需同化步越少;增加参数个数,需增加同化步。

表3 算例同化效果

算例序号	观测误差方差/ m^2	$MRE/\%$	$RMSE$	$Spread$	得到稳定参数所需同化步
1	0.01	0.025	0.000 015	0.001 197	5.5
2	0.01	0.12	0.000 379	0.001 114	5.5
3	0.01	0.1	0.001 079(m^{-1})	0.006 057(m^{-1})	4
4	0.01	0.26	0.009 181(m)	0.033 795(m)	8
1~4 平均	0.01	0.124	0.002 663	0.010 541	6
5	0.01	0.376	0.003 283	0.069 595	28
6	0.000 1	0.503	0.016 954	0.005 767	17
7	0.002 5	0.434	0.008 406	0.035 204	22
8	0.1	3.104	0.080 492	0.188 327	>72
9	0.64	14.973	0.279 921	0.272 821	>72

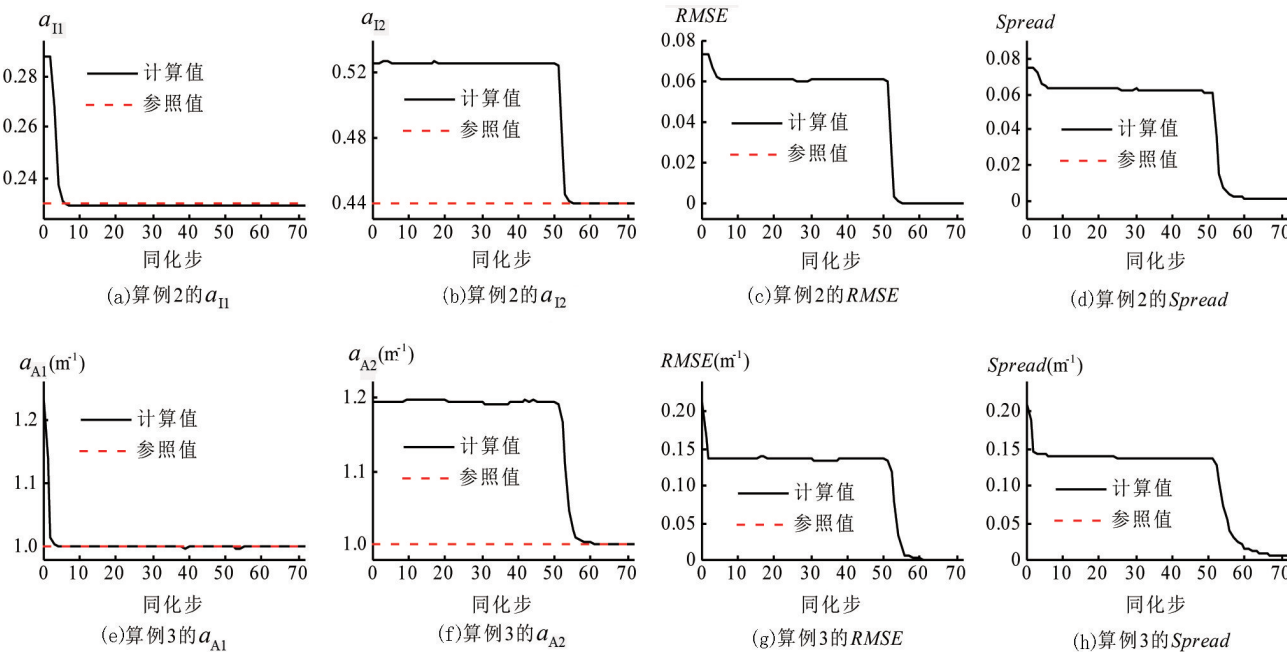


图4 观测误差方差为0.01 m^2 时同时反演2参数的部分参数均值及评价指标(算例2—算例3)

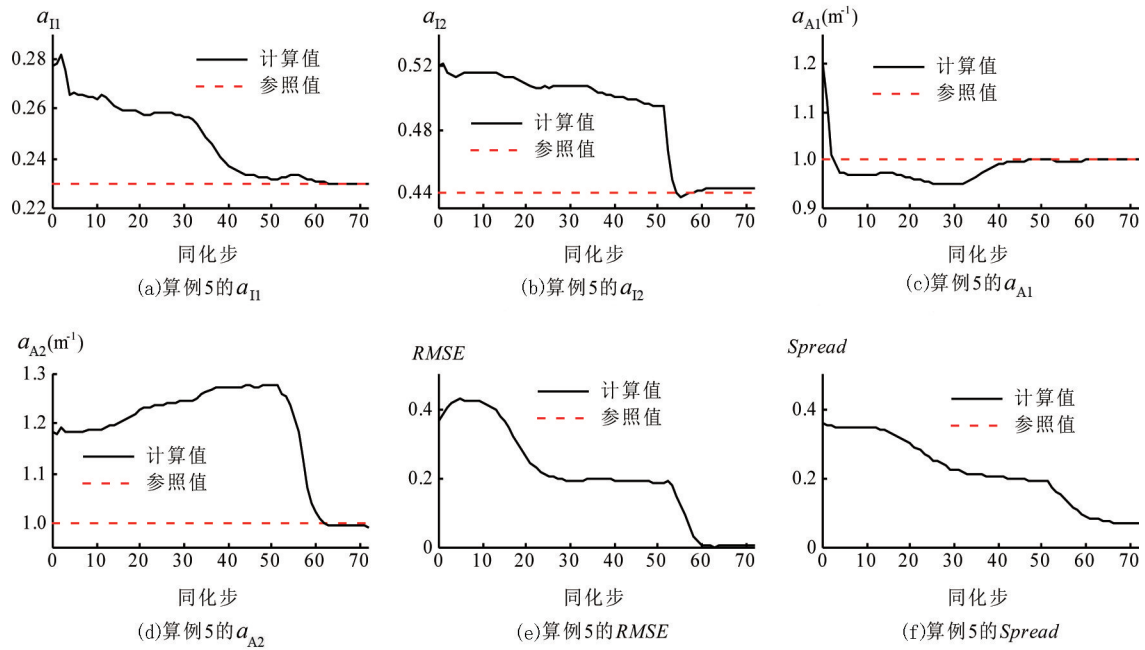


图5 观测误差方差为 0.01 m^2 时同时反演8参数的部分参数均值及评价指标(算例5)

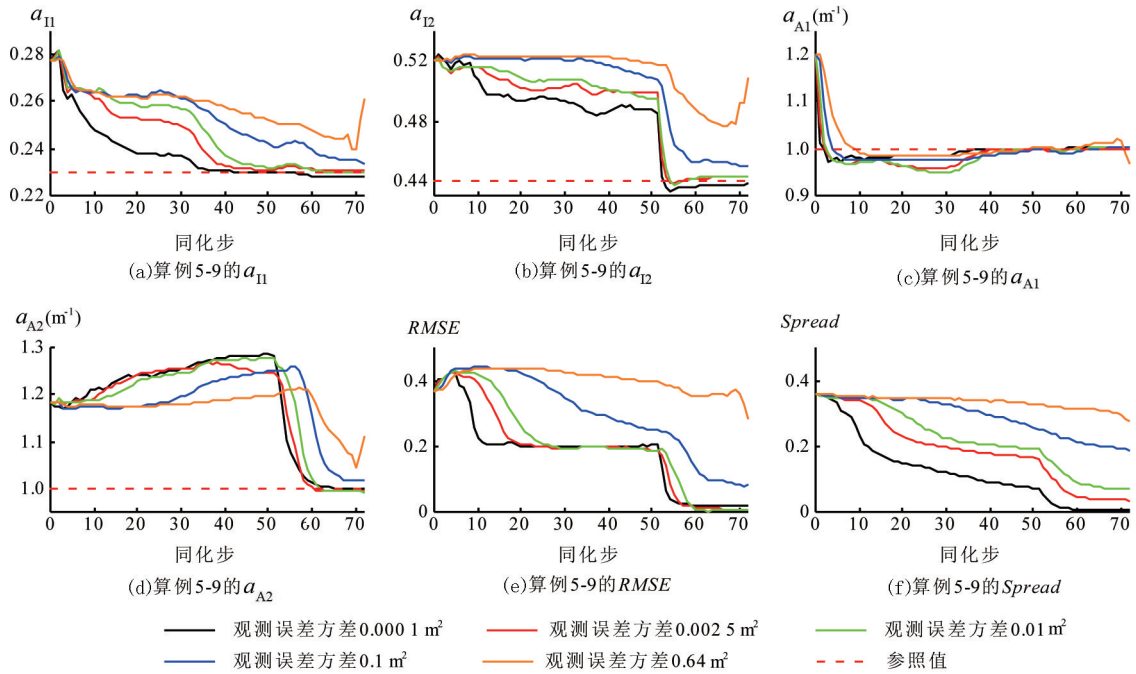


图6 不同观测误差同时反演8参数的部分均值及评价指标(算例5—算例9)

在同时反演8参数的基础上,考虑不同观测误差的影响。设置5种观测误差方差,分别为 0.01 、 0.0001 、 0.0025 、 0.1 、 0.64 m^2 。5种误差情况下的平均相对误差 MRE 、均方根误差 $RMSE$ 、集合离散度 $Spread$ 及得到稳定参数所需同化步结果见表3和图6,考虑到8个参数反演均值图若全部绘制占用篇幅过大,因此图6仅选取对地下水位变化影响较明显的4个参数 a_{11} 、 a_{12} 、 a_{A1} 、 a_{A2} ,绘制其参数均值变化图。由表3算例5—算例9和图6结果可知,随着观测误差增大,得到稳定参数所需同化步数以及集合离散度 $Spread$ 缓慢增加,代表集合趋于一致的速度更慢,样本的不确定性更大。当观测误差方差大于 0.1 m^2 时,72个同化步结束时仍不能达到稳定,且评价指标参数 MRE 、 $RMSE$ 、 $Spread$ 增长较快,计算精度迅速下降。说明观测误差过大会影响数据同化的反演精度,甚至不能得到正确的参数值。实际应用中通过增加观测时间密度或空间密度(观测井数量),来增加观测信息量,才有可能得到正确的反演。而当观测误差方差在 $0.0001 \sim 0.01 \text{ m}^2$ 之间时,随着观测误差减小, MRE 、 $RMSE$ 并无显著变化,说明观测误差达到一定精度时,即使观测误差减小,由于模型误差、初始参数方差等其他误差的存在,导致模型不能得到精度更高的解,反而增加了观测成本,对于反演结果无益。

综合考虑,推荐观测误差方差为 0.01 m^2 ,可以满足反演地下水参数、预测地下水位精度要求,同时观测成本较低。由本算例水位计算结果得到,最后时刻 $t=365\text{ d}$ 时,地下水位最高点比初始时刻升高 2 m ,水位最低点比初始时刻降低 2.52 m ,平均地下水位最大变幅为 2.26 m ,当观测误差方差为 0.01 m^2 时得到相对于平均地下水位最大变幅的临界相对观测误差为 4.4% ,即当相对观测误差在 4.4% 以内时,可以正确反演。

3 讨论

宋雪航等^[17]对补给条件下潜水流动的数据同化问题的研究表明,有长期水位动态测量数据时,可以通过水位观测值有效地反演出水力传导度和降雨入渗补给系数。兹利用SWF2D_DA模型,以水位为测量数据,对地下水流动涉及的多个参数进行了反演,结果表明同时反演2个参数比同时反演8个参数更易得到理想结果,同时反演8个参数满足计算精度要求,只是得到理想参数需要更多的同化步,牺牲了计算效率。这与宋雪航^[12]基于EnKF方法联合反演VG模型5参数的研究结论一致,即待反演参数越多,反演难度越高;多参数联合反演时,个别参数结果较差,或需要较长时间才能得到参照值,可能是由于当其他参数存在不确定性时,该参数对水分运动影响过小。在实际应用中,应尽可能减少待反演参数数目,将对变量影响较小的参数赋经验值,仅选取对变量影响较大的参数作为待定参数。

同化系统中的误差问题一直被认为是制约数据同化性能的瓶颈问题。摆玉龙等^[29]对数据同化系统的误差问题做了综述,由系统动力学方程出发,得出陆面数据同化系统的误差来源包括模型误差、观测误差和同化算法误差。LI等^[30]用12种不同质地的土壤设计试验,讨论了初始参数估计、集合大小、观测误差、模型误差、观测频率、水流条件等因素对EnKF反演的影响,其设置2倍及1/2原观测误差的对比算例研究表明,观测误差对EnKF反演效果有一定影响,影响的大小与土质有关,其中黏质土受观测误差影响最大。本文研究对象土质以粉土与粉质黏土互层为主,设置5种差异更大的观测误差方差,分别为 0.01 、 0.0001 、 0.0025 、 0.1 、 0.64 m^2 ,证实了观测误差的影响。当观测误差方差大于 0.1 m^2 时,随着观测误差增大,反演误差增长较快;当观测误差方差在 $0.0001\sim 0.01\text{ m}^2$ 之间时,随着观测误差减小,反演误差并无显著变化,即观测误差达到一定精度时,即使观测误差减小,模型也不能得到精度更高的解,反而增加了观测成本,这与模型误差、初始参数方差等其他误差的存在有关,与摆玉龙等^[29]多种误差来源的理念一致。刘昭等^[31]假设引入不同的土层体积含水率的误差分别为 2.5% 、 5% 、 10% ,其研究表明观测误差越小,经过引入观测数据进行同化后的模拟效果越接近观测值;黄春林等^[32]对土壤水分同化系统的敏感性试验研究表明,当观测误差小于模型误差(5%)时,表层、根区、深层土壤水分RMSE增长变化较快;当观测误差大于模型误差(5%)时, RMSE增长逐渐缓慢。本研究结果与黄春林等^[32]的理念一致,认为存在1个临界的适宜观测误差,并得出目前观测条件下,推荐的观测误差方差为 0.01 m^2 ,相对于地下水位最大变幅的相对观测误差应在 4.4% 以内,观测误差过大则计算精度下降较快,观测误差过小则观测成本较高。

4 结论

1)兹验证了SWF2D_DA模型可以实现大尺度复杂区域的多参数联合反演。同时反演2个参数得到稳定参数平均仅需6个同化步,平均相对误差MRE为 0.124% ,均方根误差RMSE为 0.002663 ,均小于 0.5% ,计算精度较高;同时反演8个参数,需要更多的同化步才能得到理想参数,牺牲了计算效率,但其MRE为 0.376% , RMSE为 0.003283 ,仍满足计算精度要求。

2)在目前观测条件下,推荐的观测误差方差为 0.01 m^2 ,相对于地下水位最大变幅的相对观测误差应在 4.4% 以内,可以满足反演地下水参数、预测地下水位精度要求,同时观测成本较低。

建立的SWF2D_DA模型实现了大尺度复杂区域的多参数联合反演,可为类似水文地质条件区域的实际参数反演及地下水位预测提供参考;同时,提出了推荐的相对观测误差,对实际区域地下水分析问题中的观测精度控制和观测工作开展具有重要参考价值。为保证计算稳定性,本研究没有考虑冻融作用的影响,在实际应用中需加以注意;另外,本模型适用于地表相对平坦的区域,而对于地表崎岖复杂的区域还不能完全适用。因此有必要根据实际条件,在后续工作中进一步改进模型,提高模型在复杂地表区域的适用性。

参考文献:

[1] 吴莉萍. 地下水位预测方法及预测系统研究[D]. 石家庄:河北工程大学,2012.

- [2] 王亚东. 河套灌区节水改造工程实施前后区域地下水位变化的分析[J]. 节水灌溉, 2002(1): 15-17.
- [3] 杨文元. 河套灌区永济灌域井渠结合地下水响应数值模拟[D]. 武汉: 武汉大学, 2016.
- [4] 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.
- [5] 刘佳帅, 杨文元, 郝培静, 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.
- [6] 岳卫峰, 杨金忠, 高鸿永, 等. 内蒙河套灌区义长灌域水均衡分析[J]. 灌溉排水学报, 2004, 23(6): 25-28.
- [7] 冯忠伦, 刁维杰, 焦裕飞, 等. 基于 Kriging 插值方法改善地下水数值模型的精度[J]. 灌溉排水学报, 2017, 36(4): 83-87.
- [8] 吴林娜. 地下水位预报方法的探讨[J]. 山西水利科技, 1996(4): 63-65.
- [9] 蔡树英, 杨金忠, 伍靖伟. 土壤渗透参数空间变异性的试验研究[J]. 中国农村水利水电, 2002(11): 13-17.
- [10] 黄冠华. 土壤水力特性空间变异的试验研究进展[J]. 水科学进展, 1999, 10(4): 450-457.
- [11] VEREECKEN H, HUISMAN J A, BOGENA H, et al. On the value of soil moisture measurements in vadose zone hydrology: A review [J]. Water Resources Research, 2008, 44(4): W00D06.
- [12] 宋雪航. 饱和-非饱和水流运动的数据同化方法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2014.
- [13] EVENSEN G. Data assimilation: the ensemble Kalman filter, second edition[M]. Bergen: Springer Verlag, 2009.
- [14] ZENG Lingzao, ZHANG Dongxiao. A stochastic collocation based Kalman filter for data assimilation[J]. Computational Geosciences, 2010, 14(4): 721-744.
- [15] TONG Juxiu, HU B X, YANG Jinzhong. Using data assimilation method to calibrate a heterogeneous conductivity field conditioning on transient flow test data[J]. Stochastic environmental research and risk assessment, 2010, 24(8): 1 211-1 223.
- [16] 南统超, 吴吉春. 集合卡尔曼滤波估计水文地质参数的局域化修正[J]. 水科学进展, 2010, 21(5): 613-621.
- [17] 宋雪航, 史良胜, 杨金忠. 基于集合卡尔曼滤波的潜水位动态预测方法[J]. 武汉大学学报(工学版), 2014, 47(3): 324-331.
- [18] LIU Gaisheng, CHEN Yan, ZHANG Dongxiao. Investigation of flow and transport processes at the MADE site using ensemble Kalman filter[J]. Advances in Water Resources, 2008, 31(7): 975-986.
- [19] 孙彦猛. 利用集合卡尔曼滤波同步优化水文模型状态变量和参数的试验研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2013.
- [20] 杨艳鲜, 张丹, 雷宝坤, 等. 洱海近岸菜地浅层地下水动态变化特征及影响因素[J]. 灌溉排水学报, 2017, 36(12): 1-8.
- [21] 王建莹, 刘燕, 姚阿漫. 泾惠渠灌区地下水动态分析[J]. 灌溉排水学报, 2015, 34(2): 67-70.
- [22] EVENSEN G. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics [J]. Journal of Geophysical Research, 1994, 99 (C5) : 10 143-10 162.
- [23] 杨金忠, 朱焱, 查元源, 等. 地下水与土壤水运动数学模型和数值方法[M]. 北京: 科学出版社, 2016.
- [24] BOUTTIER F, COURTIER P. Data assimilation concepts and methods [R]. ECMWF Meteorological Training Course Lecture Series, 1999.
- [25] 廖卫红. 地下水随机模拟的蒙特卡洛改进方法[D]. 武汉: 武汉大学, 2009.
- [26] 陈崇希, 林敏. 地下水动力学[M]. 武汉: 中国地质大学出版社, 1999.
- [27] 吴吉春, 薛禹群. 地下水动力学[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2009.
- [28] 张蔚榛, 张瑜芳. 土壤的给水度和自由空隙率[J]. 灌溉排水, 1983, 2(2): 1-16, 47.
- [29] 摆玉龙, 李新, 韩旭军. 陆面数据同化系统误差问题研究综述[J]. 地球科学进展, 2011, 26(8): 795-804.
- [30] LI Chao, REN Li. Estimation of unsaturated soil hydraulic parameters using the ensemble Kalman filter[J]. Vadose Zone Journal, 2011, 10(4): 1 205-1 227.
- [31] 刘昭, 周艳莲, 居为民, 等. 基于集合卡尔曼滤波同化方法的农田土壤水分模拟[J]. 应用生态学报, 2011, 22(11): 2 943-2 953.
- [32] 黄春林, 李新. 土壤水分同化系统的敏感性试验研究[J]. 水科学进展, 2006, 17(4): 457-465.

Estimating Aquifer Parameters in Irrigation District Using Inverse Method Coupled with the Ensemble Kalman Filter

ZHANG Yuxue, ZHU Yan*, YANG Jinzhong

(State Key Laboratory of Water Resources and Hydropower Engineering Science, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: **【Objective】** The objective of this paper is to present a coupling method to inversely estimate parameters of shallow aquifers at irrigation district scale. **【Method】** We proposed a multi-parameter inversion groundwater flow model, SWF2D_DA, based on the ensemble Kalman filter method to estimate aquifer parameters, and a two-dimensional groundwater flow model, SWF2D, to simulate water flow. We then applied SWF2D_DA to inversely estimate the parameters of a shallow aquifer in the Sub-Irrigation District of Yongji in Hetao Irrigation District. The model involved eight parameters, including the specific yield, infiltration coefficient of precipitation, two infiltration coefficients for two-stage irrigation, two evaporation parameters for two-stage evaporation, and two critical evaporation depths. We studied two cases: one was to determine all the eight parameters and the other one was to determine six of the eight parameters. **【Result】** The SWF2D_DA model worked well in multi-parameter inversion with the mean relative error, *MRE*, of 0.124%, and the root mean square error, *RMSE*, of

0.002 663 when six parameters needed to be determined; and *MRE* of 0.376% and *RMSE* of 0.003 283 when all the eight parameters needed to be determined. We also investigated the impact of measurement errors on inversion accuracy by artificially setting the error variance of five measurements to be 0.01, 0.000 1, 0.002 5, 0.1, 0.64 m², respectively. When the measurement error variance was greater than 0.1 m², *MRE*, *RMSE* and *Spread* increased steadily with the measurement errors. When the measurement error variance was from 0.000 1 to 0.01 m², *MRE* and *RMSE* remained almost unchanged, indicating that, as long as the measurement errors were controlled to a certain range, the model can give accurate and robust results. **【Conclusion】** The SWF2D_DA model is able to inversely estimate aquifer parameters at regional scale, and that the less parameters needed to be calibrated, the less assimilation steps the model would take to give reliable results. It was also found that the tolerable measurement error variance was 0.01 m², which, for the aquifer we investigated, corresponded to a relative error of 4.4% in groundwater table measurement. The model yielded accurate results when the measured errors were in this range.

Key words: multi-parameter joint inversion; data assimilation; observation error; ensemble Kalman filter; ground water; model

责任编辑:陆红飞

(上接第18页)

Impact of N Application and Intra-competition of Tomato Seedlings on Their Root Morphology, Biomass Accumulation and N Use Efficiency

LI Shuang, GAO Yang, SI Zhuanyun, Tefo Steve Ramatshaba, DUAN Aiwang*

(Farmland Irrigation Research Institute, Chinese Academy of Agricultural Sciences/

Key Laboratory of Crop Water Requirement and Regulation, Ministry of Agriculture, Xinxiang 453002, China)

Abstract:**【Objective】** Competition of plants for resources could impact their development and resources acquisition. In this paper, we investigated the impact of nitrogen application and intra-competition of tomato seedlings on their root morphology, photosynthetic traits, above-ground biomass accumulation and nitrogen use efficiency. **【Method】** Pot experiments were conducted in a walk-in greenhouses with sufficient water supply. Two nitrogen treatments were examined: sufficient nitrogen application (N15) with nitrogen concentration in the nutrition solution at 15 mmol/L, and insufficient nitrogen application (N1) with nitrogen concentration in the nutrition solution at 1 mmol/L. The intra-competition was created by growing four plants in one pot (P4); the control was growing a single plant in one pot (P1). **【Result】**①With the seedlings growing, P_n , G_s and root morphology in N15-P1 treatment were superior to those in other treatments, and at the same nitrogen application, intra-competition reduced P_n . ②Leaf area per plant increased with nitrogen application, while at the same nitrogen application, intra-competition reduced the leaf area per plant, giving rise to a decrease in above-ground biomass accumulation. ③Increasing nitrogen application led to a rise in soil nitrate and total nitrogen in leaves; intra-competition increased nitrogen in leaves compared with those without competition. **【Conclusion】** When the nitrogen concentration in the nutrient solution was at 1 mmol/L, the seedling without competition grew well, whereas when the nitrogen concentration was at 15 mmol/L, the seedlings competing for resources took up more nitrogen due to the relief in nitrogen stress.

Key words: intra-competition; root morphology; photosynthetic characteristics; biomass accumulation; nitrogen utilization

责任编辑:白芳芳