

考虑预报偏差的迭代式集合卡尔曼滤波在地下水水流数据同化中的应用

杨 运, 吴吉春, 骆乾坤, 钱家忠

Application of the bias aware Ensemble Kalman Filter with Confirming Option (Bias-CEnKF) in groundwater flow data assimilation

YANG Yun, WU Jichun, LUO Qiankun, and QIAN Jiazhong

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202112017>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于多点地质统计与集合平滑数据同化方法识别非高斯渗透系数场](#)

Characterization of non-Gaussian hydraulic conductivity fields using multiple-point geostatistics and ensemble smoother with multiple data assimilation method

宗成元, 康学远, 施小清, 吴吉春 水文地质工程地质. 2020, 47(2): 1-8

[一种改进的地下水模型结构不确定性分析方法](#)

An improved method of groundwater model structural uncertainty analysis

孙晓卓, 曾献奎, 吴吉春, 孙媛媛 水文地质工程地质. 2021, 48(6): 24-33

[基于高斯过程回归的地下水模型结构不确定性分析与控制](#)

Quantification and reduction of groundwater model structural uncertainty based on Gaussian process regression

钟乐乐, 曾献奎, 吴吉春 水文地质工程地质. 2019, 46(1): 1-1

[传统瞬变电磁法的改进及其在隧道超前地质预报中的应用](#)

Improvement of the traditional transient electromagnetic method and its application to advanced geological forecast of tunnel

伍小刚, 李天斌, 张中, 薛德敏 水文地质工程地质. 2021, 48(1): 163-170

[郑州地下水均衡试验场的改建工程——主要测试设施与数据自动化采集](#)

Reconstruction project of groundwater balance experiment site of Zhengzhou: mainly test equipments and data automatic acquisition

李俊亭, 张彦辉, 申圆圆, 刘尚杰, 王帅 水文地质工程地质. 2019, 46(5): 38-43

[基于改进稀疏网格替代模拟的地下水DNAPLs运移不确定性分析](#)

Uncertainty analysis of groundwater DNAPLs migration based on improved sparse grids surrogate model

高鑫宇, 曾献奎, 吴吉春 水文地质工程地质. 2020, 47(1): 1-10



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202112017

杨运, 吴吉春, 骆乾坤, 等. 考虑预报偏差的迭代式集合卡尔曼滤波在地下水水流数据同化中的应用[J]. 水文地质工程地质, 2022, 49(6): 13-23.

YANG Yun, WU Jichun, LUO Qiankun, *et al.* Application of the bias aware Ensemble Kalman Filter with Confirming Option (Bias-CEnKF) in groundwater flow data assimilation[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2022, 49(6): 13-23.

考虑预报偏差的迭代式集合卡尔曼滤波 在地下水水流数据同化中的应用

杨 运^{1,2}, 吴吉春¹, 骆乾坤³, 钱家忠³

(1. 南京大学地球科学与工程学院水科学系, 江苏南京 210023; 2. 水利部淮河水利委员会, 安徽蚌埠 233001; 3. 合肥工业大学资源与环境工程学院, 安徽合肥 230009)

摘要: 集合卡尔曼滤波(Ensemble Kalman Filter, EnKF)方法已广泛应用于地下水水流和污染物运移模拟相关问题的求解。但前人研究多建立在同化系统预报模型是准确的基础上, 忽视了模型概化的不确定性。当模型概化不准确时, 将导致预报偏差, 可能带来错误的系统估计。因此, 文章提出考虑模型预报偏差的迭代式集合卡尔曼滤波(Bias aware Ensemble Kalman Filter with Confirming Option, Bias-CEnKF)方法。以地下水水流数据同化为例, 研究模型概化存在不确定条件下, 边界条件、初始条件、源汇项概化不准确时新方法的有效性。结果表明, 当预报模型概化不准确时, 使用标准 EnKF 方法进行数据同化, 可能会导致滤波发散, 造成同化失败。Bias-CEnKF 方法不仅保留了较好的同化性能, 同时减小了参数、变量、偏差项非线性关系带来的不一致性。针对文章中 4 种情景, Bias-CEnKF 同化获得的含水层渗透系数场以及水头场均接近真实场, 且预报结果可靠。本研究进一步提升了模型概化不确定时 EnKF 方法的适用性, 为实际野外复杂条件下地下水水流数据同化问题提供了可靠的方法。

关键词: 数据同化; 集合卡尔曼滤波; 模型概化不确定; 预报偏差; 不一致性

中图分类号: P641.2

文献标志码: A

文章编号: 1000-3665(2022)06-0013-11

Application of the bias aware Ensemble Kalman Filter with Confirming Option (Bias-CEnKF) in groundwater flow data assimilation

YANG Yun^{1,2}, WU Jichun¹, LUO Qiankun³, QIAN Jiazhong³

(1. Department of Hydrosociences, School of Earth Sciences and Engineering, Nanjing University, Nanjing, Jiangsu 210023, China; 2. Huai River Water Resources Commission, Bengbu, Anhui 233001, China; 3. School of Resources and Environmental Engineering, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China)

Abstract: The Ensemble Kalman Filter (EnKF) has been widely applied for real-time simulation of groundwater flow and solute transport. The majority of previous studies tend to assume no bias in forecast models, therefore ignoring the model uncertainties. This assumption, however, may be invalid when a conceptual model is not

收稿日期: 2021-12-09; 修订日期: 2022-01-23

投稿网址: www.swdzgcdz.com

基金项目: 国家自然科学基金项目(41730856; 41831289; 41502226)

第一作者: 杨运(1986-), 男, 博士生, 主要从事地下水数值模拟研究。E-mail: yangyun_nju@163.com

通讯作者: 吴吉春(1968-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事地下水数值模拟和水资源管理研究。E-mail: jcwu@nju.edu.cn

accurately generalized. As a result, forecast bias will lead to incorrect estimation of the system parameters or states. In this work, a bias aware Ensemble Kalman Filter with Confirming Option (Bias-CEnKF) is proposed to take into account the forecast bias by the model during the filtering process. The proposed method is tested in a real-time groundwater simulation considering model uncertainties, by setting inaccurate boundary conditions, initial conditions and recharge items. The results show that the standard EnKF may lead to filter divergence and assimilation failure, if the forecast model is not accurately generalized. Instead, Bias-CEnKF not only achieves better performances, but also reduces the inconsistency caused by the nonlinear relationship among the parameters, variables and bias corrections. Four scenarios are investigated, with the results showing the aquifer hydraulic conductivities and heads obtained by Bias-CEnKF are close to the real values, and the prediction results are also more reliable. This study further improves the applicability of the EnKF under the uncertain condition of model generalization, and provides a reliable method for groundwater data assimilation under complex field conditions.

Keywords: data assimilation; Ensemble Kalman Filter; conceptual model uncertainty; forecast bias; inconsistency

集合卡尔曼滤波(Ensemble Kalman Filter, EnKF)是一种顺序数据同化方法,可以融合多源观测信息实现系统状态动态更新^[1-6]。其在大气科学^[7]、海洋科学^[8]、石油工程^[9]等诸多领域得到了广泛的应用。在水文地质领域,研究者通过同化水位数据^[10]、浓度数据^[11]、地球物理数据^[12]等观测资料,开展了水文地质参数反演、地下水污染源识别、地下水水流和污染物运移预测等研究。同时,为使 EnKF 方法适应强非线性、非高斯问题,一些学者对其进行了改进。南统超等^[13]引入局域化修正方法,减小了小集合样本抽样带来的伪相关的影响。张秋汝等^[14]提出一种改进的全局迭代集合卡尔曼滤波方法,并通过非饱和土壤水数据同化问题研究了不同迭代式方法在降低参数和变量不一致性上的性能。周海燕^[15]提出正态转换—集合卡尔曼滤波方法,在正态分布空间里进行同化更新,成功用于非高斯含水层参数识别,并进一步用于识别非高斯含水层中地下水污染源^[16]。

预报模型是集合卡尔曼滤波方法的重要组成部分,以往研究多建立在预报模型准确的基础上(即预报模型不存在错误或预报模型仅存在服从零均值高斯分布的白噪声)。许多实际问题如地下水水流数据同化,由于野外水文地质条件复杂及认知的局限性,地下水水流模型结构很难准确刻画,模型概化存在不确定性,而模型概化不准确必将导致预报偏差^[17-20]。研究表明忽视这种偏差会造成数据同化效果不佳,带来错误的系统估计或低估系统的不确定性^[21]。针对模型概化存在不确定性的数据同化问题,目前处理方式主要有 2 种:(1)基于贝叶斯模型平均理论,采用几种备选预报模型分别进行数据同化,再对同化结果进行

模型平均从而降低单个备选模型预报偏差的影响。如 Xue 等^[22]将 EnKF 集合到模型平均框架中,应用于地下水水流模型边界水头大小和渗透系数场变异函数模型不确定条件下的数据同化。实际问题中很难判断备选模型是否已涵盖所有合理的模型结构^[23],因此采用这种方式存在一定局限性。(2)给预报模型增加一个偏差项,偏差项也利用观测数据同步更新,获得的预报模型认为是无偏的模型参与数据同化。Kollat 等^[24]用这种方式求解了砂箱实验中地下水污染物泄露过程不确定情况下的污染物运移预测问题,研究表明基于偏差的 EnKF 方法能够预报得到接近于真实情况的浓度穿透曲线。Erdal 等^[21]研究了非饱和带土壤分层结构不确定条件下的水分运移问题,基于偏差的 EnKF 方法显著优于未考虑偏差的数据同化结果。然而,在基于偏差的 EnKF 方法的应用中,对于引入偏差项可能增大参数和变量不一致性的问题并未进行深入分析,且其适用性也需进一步研究。

因此,本文提出考虑预报偏差的迭代式集合卡尔曼滤波(Bias-aware Ensemble Kalman Filter with Confirming Option, Bias-CEnKF)方法,并将其应用于地下水水流模型中边界条件、初始条件、源汇项等分别存在概化不准确的情形时非均质含水层渗透系数场识别和地下水水流预测问题。

1 研究方法

1.1 标准集合卡尔曼滤波(EnKF)

标准 EnKF 通过模型预测和同化更新 2 个步骤实现数据的顺序同化。主要过程为:

(1)定义 t_k 时刻增广状态矩阵 S_k , 包括状态变量矩

阵 \mathbf{m}_k 、模型参数矩阵 $\boldsymbol{\theta}_k$, 即:

$$\mathbf{S}_k = [\mathbf{m}_k, \boldsymbol{\theta}_k]^T \quad (1)$$

(2) 对 t_k 时刻状态变量进行预测得到 \mathbf{m}_k^f :

$$\mathbf{m}_k^f = F[\mathbf{m}_{k-1}^a, \boldsymbol{\theta}_{k-1}^a] + \mathbf{e}_k \quad (2)$$

式中: F ——预报算子;

\mathbf{m}_{k-1}^a —— t_{k-1} 时刻同化更新后的状态变量;

$\boldsymbol{\theta}_{k-1}^a$ —— t_{k-1} 时刻同化更新后的模型参数;

\mathbf{e}_k ——预报模型误差矩阵。

(3) 定义 t_k 时刻的观测数据矩阵 $\mathbf{d}_{\text{obs},k}$:

$$\mathbf{d}_{\text{obs},k} = \mathbf{H}_k \mathbf{S}_{\text{true},k} + \boldsymbol{\varepsilon}_k \quad (3)$$

式中: \mathbf{H}_k ——观测算子;

$\mathbf{S}_{\text{true},k}$ —— t_k 时刻真实状态向量;

$\boldsymbol{\varepsilon}_k$ ——观测误差矩阵。

(4) 利用观测数据进行同化更新:

$$\mathbf{S}_k^a = \mathbf{S}_k^f + \mathbf{K}_k (\mathbf{d}_{\text{obs},k} - \mathbf{H}_k \mathbf{S}_k^f) \quad (4)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{C}_k^f \mathbf{H}_k^T [\mathbf{H}_k \mathbf{C}_k^f \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k]^{-1} \quad (5)$$

$$\mathbf{C}_k^f \approx \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N [(\mathbf{S}_{k,j}^f - \overline{\mathbf{S}}_k^f)(\mathbf{S}_{k,j}^f - \overline{\mathbf{S}}_k^f)^T] \quad (6)$$

$$\overline{\mathbf{S}}_k^f = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \mathbf{S}_{k,j}^f \quad (7)$$

式中: \mathbf{S}_k^a ——同化更新后的状态矩阵;

\mathbf{S}_k^f ——预测的状态矩阵;

\mathbf{K}_k ——卡尔曼增益矩阵;

\mathbf{R}_k ——观测误差协方差矩阵;

\mathbf{C}_k^f ——状态误差协方差矩阵;

$\overline{\mathbf{S}}_k^f$ ——预测的状态均值向量;

N ——集合样本数目;

j ——集合样本编号。

1.2 考虑预报偏差的迭代式集合卡尔曼滤波 (Bias-CEnKF)

由于 EnKF 在观测时间点对状态变量和模型参数同时做一次线性校正, 没有考虑参数和变量之间的非线性关系, 可能造成两者的不一致性。当考虑预报偏差后, 偏差项也同时进行线性校正, 进一步增加了不一致性。Wen 等^[25]提出的迭代式集合卡尔曼滤波 (Ensemble Kalman Filter with Confirming Option, CEnKF) 是一种从上一时刻到当前时刻的局部迭代方法, 在保证计算效率的前提下能够有效降低不一致性影响, 获得了广泛的应用^[14, 26-27]。本文采用该迭代式方法构建 Bias-CEnKF 方法, 相比于标准集合卡尔曼滤

波, 主要变化为:

(1) 增加一个偏差项 \mathbf{b}_k , 将 \mathbf{b}_k 与状态变量 \mathbf{m}_k 、模型参数 $\boldsymbol{\theta}_k$ 一起组成增广状态矩阵 \mathbf{S}_k , 即式(1)修改为:

$$\mathbf{S}_k = [\mathbf{m}_k, \boldsymbol{\theta}_k, \mathbf{b}_k]^T \quad (8)$$

(2) 对偏差项进行预报, 并将其直接反馈至状态变量预报模型, 对模型状态变量预测值进行修正, 即式(2)修改为:

$$\mathbf{b}_k^f = \boldsymbol{\Lambda}_k \mathbf{b}_{k-1}^a + \mathbf{w}_k \quad (9)$$

$$\mathbf{m}_k^f = F[\mathbf{m}_{k-1}^{a,f}, \boldsymbol{\theta}_{k-1}^a] - \mathbf{b}_k^f + \mathbf{e}_k \quad (10)$$

式中: \mathbf{b}_k^f —— t_k 时刻预测得到的偏差项;

\mathbf{b}_{k-1}^a —— t_{k-1} 时刻同化更新后的偏差项;

$\boldsymbol{\Lambda}_k$ ——偏差项的时间相关系数;

\mathbf{w}_k ——偏差噪声;

$\mathbf{m}_{k-1}^{a,f}$ —— t_{k-1} 时刻经过同化、重新预测后的状态变量。

(3) 在式(4)中, 偏差项与状态变量、模型参数一起进行同化更新, 然后将更新后的 \mathbf{b}_k^a 、 $\boldsymbol{\theta}_k^a$ 返回至 t_{k-1} 时刻, 重新进行 t_k 时刻的模型状态变量预测:

$$\mathbf{m}_k^{a,f} = F[\mathbf{m}_{k-1}^{a,f}, \boldsymbol{\theta}_k^a] - \mathbf{b}_k^a + \mathbf{e}_k \quad (11)$$

式中: $\mathbf{m}_k^{a,f}$ —— t_k 时刻经过同化、重新预测后的状态变量;

$\boldsymbol{\theta}_k^a$ —— t_k 时刻同化更新后的模型参数;

\mathbf{b}_k^a —— t_k 时刻同化更新后的偏差项。

将 $\mathbf{m}_k^{a,f}$ 作为下一时段的初始状态变量, 顺序开展数据同化。

2 算例

2.1 算例概况

如图 1 所示, 研究区为一个二维承压含水层。含水层东西方向长 500 m, 南北方向长 300 m, 垂向厚 2 m, 平面均匀离散成 50×30 个网格。含水层东部和西部边界为定水头边界, 水头值分别为 100, 103 m, 南部和北部为隔水边界。含水层内有 2 口抽水井和 2 口注水井, 自初始时刻开始运行, 流量均恒定为 100 m³/d。研究区共设置 64 个水位 (H) 观测点 (含抽、注水井所在位置), 12 个对数渗透系数 (Y) 观测点。设定含水层渗透系数场 ($Y = \ln K$) 服从对数正态分布, 二阶平稳并可用二维可分离指数型协方差函数描述。真实 Y 场均值为 0.5 m/d, 标准差为 1.2, x 、 y 方向相关长度分别为 120, 60 m。采用 Karhunen-Loeve (K-L) 展开^[28] 生成一个对数渗透系数场, 作为 Y 参考场, 见图 1(b)。该渗透系数场下含水层的初始流场为无其他干扰情况下

水流达到稳定状态时的流场,见图 1(a)。模型模拟期总时长 10.0 d,分为 20 个时段,时间步长 0.5 d。采用 MODFLOW 代码模拟真实的水流模型,获取水位观测点每个时段的水位观测数据^[29]。模拟期前 15 个时段的水位观测值用于数据同化,后 5 个时段的水位观测值用于预测检验。

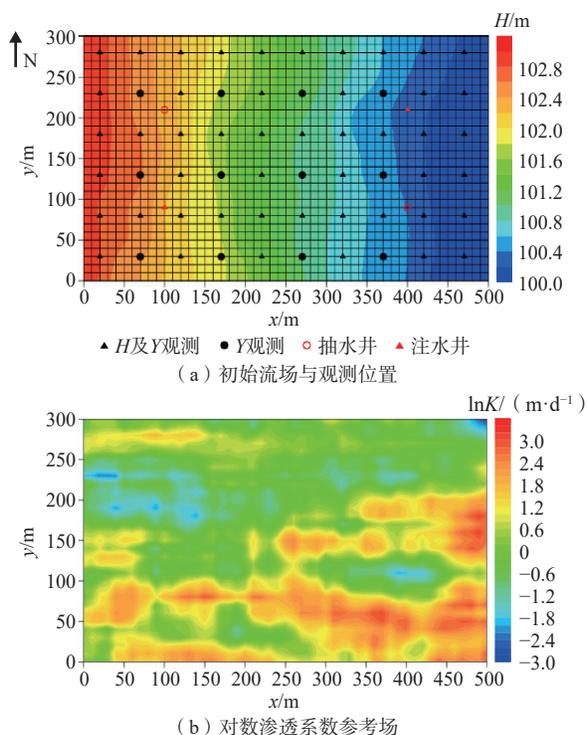


图 1 研究区初始流场与观测位置和对数渗透系数 Y 参考场 (文献 [26] 有修改)

Fig. 1 Initial flow field and observation locations (a) and reference field of Y (b) (modified from Ref.[26])

2.2 情景设置

本次研究将对数渗透系数场作为未知参数,通过数据同化对其进行识别。同化系统中地下水水流模型概化存在不确定性,对模型初始条件、边界条件、源汇项的概化可能不准确,设置 4 种情景:

情景 1: 真实地下水水流模型东西边界为定水头边界,同化系统中地下水水流模型东西边界为隔水边界。

情景 2: 真实地下水水流模型东部和西部边界水头值分别为 100, 103 m, 同化系统中地下水水流模型的东部和西部边界分别为 99.5, 103.5 m。

情景 3: 真实地下水水流模型的初始流场见图 1(a), 同化系统中地下水水流模型的初始水头均设定为 100 m。

情景 4: 真实地下水水流模型包含降雨入渗补给过程,入渗补给量 0.001 m/d, 同化系统中地下水水流

模型未考虑降雨入渗补给过程。

2.3 参数设置

集合样本数目设置为 500, 经验证能够保证本文模拟结果的统计稳定性。初始 Y 场统计特征与真实场有一定差距,均值为 0, 标准差为 1.1, 代表对 Y 场的先验认知。水位观测点观测误差服从均值为 0、方差为 2.5×10^{-5} 的高斯分布。 Y 观测点观测误差服从均值为 0、方差为 1×10^{-6} 的高斯分布^[10]。偏差噪声服从均值为 0、方差为 0.01, x 和 y 方向相关长度分别为 300, 180 m 的空间相关高斯分布。偏差项的时间相关系数设置为 0.99^[24]。

2.4 数据同化实现过程

采用 Bias-CEnKF 同化水位观测数据, 识别对数渗透系数场的主要过程为:

- ①首先生成初始对数渗透系数场样本。
- ②针对每个渗透系数场, 采用 MODFLOW 计算得到时段末各网格点水位预报值。
- ③预报偏差项, 并修正时段末各网格点水位预报结果。
- ④根据修正后的各网格点水位预报值集合, 计算状态误差协方差矩阵、卡尔曼增益矩阵。
- ⑤利用本时段水位观测数据, 同化更新各网格点对数渗透系数、水位、偏差项。
- ⑥重新返回到时段初, 将同化更新后的对数渗透系数场代入 MODFLOW 计算得到时段末各网格点水位值, 利用更新后的偏差项予以修正。
- ⑦将修正后的各网格点水位值作为下一时段的初始状态变量, 重复步骤②~⑦, 至同化结束。

考虑预报偏差的集合卡尔曼滤波(Bias-EnKF)与 Bias-CEnKF 相比, 少了迭代过程, 即无上述步骤⑥, 直接采用同化更新后的水位作为下一时段的初始状态变量。标准 EnKF 与 Bias-CEnKF 相比, 无偏差项, 也无迭代过程。

2.5 同化效果评价标准

采用常用的均方根误差(RMSE)作为评价标准, RMSE 越小, 代表估计量与真实值越接近。RMSE 计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\bar{S}_i - S_i^*)^2} \quad (12)$$

式中: M ——网格点数目;

\bar{S}_i ——网格点 i 处的集合均值;

S_i^* ——网格点 i 处的真实值。

3 结果

3.1 同化结果

采用标准 EnKF、Bias-EnKF 和 Bias-CEnKF 分别对设置的 4 种情景进行数据同化。

图 2 表示含水层 Y 场的同化结果与参考值的 $RMSE$ 随同化时间的变化情况。EnKF 计算得到的 $RMSE$ 均大于 Bias-EnKF 和 Bias-CEnKF 的计算结果,且对情景 1、情景 3 和情景 4 而言,随着同化的进行,基于 EnKF 的 $RMSE$ 逐渐增大或趋于一个较大值,说明滤波发散,集合未能收敛到一个合理的状态。而在 4 种情景下, Bias-EnKF 和 Bias-CEnKF 计算得到的 $RMSE$ 均随

着同化的进行逐步减小至稳定。在情景 1 和情景 2 下,随着同化步数的增加, Bias-CEnKF 的 $RMSE$ 均小于 Bias-EnKF。说明 Bias-CEnKF 考虑了参数和变量的非线性关系,降低了两者的不一致性,同化效果优于 Bias-EnKF。如对情景 1 而言, Bias-EnKF 和 Bias-CEnKF 计算得到的 $RMSE$ 分别收敛到 0.79, 0.75。图 3 列举了情景 1 下 3 种方法同化得到的 Y 均值场。可以看出,在初始 Y 均值场比较均匀,与参考场(图 1b),差距较大的情况下, EnKF 同化得到的 Y 均值场与参考场显著不同,而 Bias-EnKF 和 Bias-CEnKF 得到的 Y 均值场与参考场相似,基本反映了参考场的非均质分布特征。

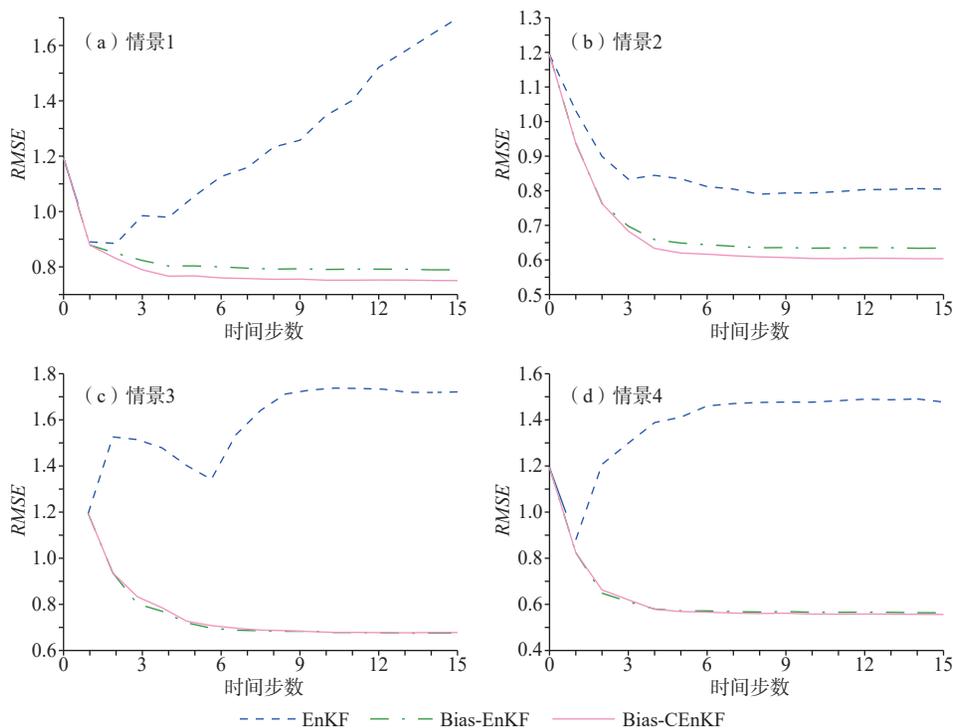


图 2 不同情景下含水层对数渗透系数场 $RMSE$ 变化情况

Fig. 2 $RMSE$ of Y under different scenarios

图 4 为含水层水头场的 $RMSE$ 随同化时间的变化情况。与 Y 场同化效果类似, EnKF 同化得到的水头场 $RMSE$ 最大。这表明存在模型预报偏差时,随着同化的进行,观测数据提供的信息不但未改善 EnKF 的预测性能,而且对情景 1 和情景 4 而言,其对模型状态的刻画反而变得更差。相比之下, Bias-EnKF 和 Bias-CEnKF 同化得到的水头场 $RMSE$ 在同化的中后期趋于稳定,同化水头场与真实水头场接近。图 5 列举了情景 1 下含水层中几个代表性点的水头拟合结果。代表性点分别为靠近含水层西边界、中间和东边界处

的点 A(30 m, 150 m)、B(250 m, 150 m)和 C(470 m, 150 m)。可以看出,对靠近边界位置的点 A 和点 C,在同化初期, Bias-EnKF 和 Bias-CEnKF 同化值与实际水头有一定差距,随着同化的进行,同化值与实际水头拟合效果较好,对中间位置的点 B, Bias-EnKF 和 Bias-CEnKF 同化过程中同化值与实际水头一直保持较好的一致性;而对 EnKF 而言,点 B 和点 C 处的同化值与实际水头差距随着同化的进行并没有减小,反而有变大趋势。综合说明,考虑预报偏差后,含水层水头场的识别效果得到了有效提升。

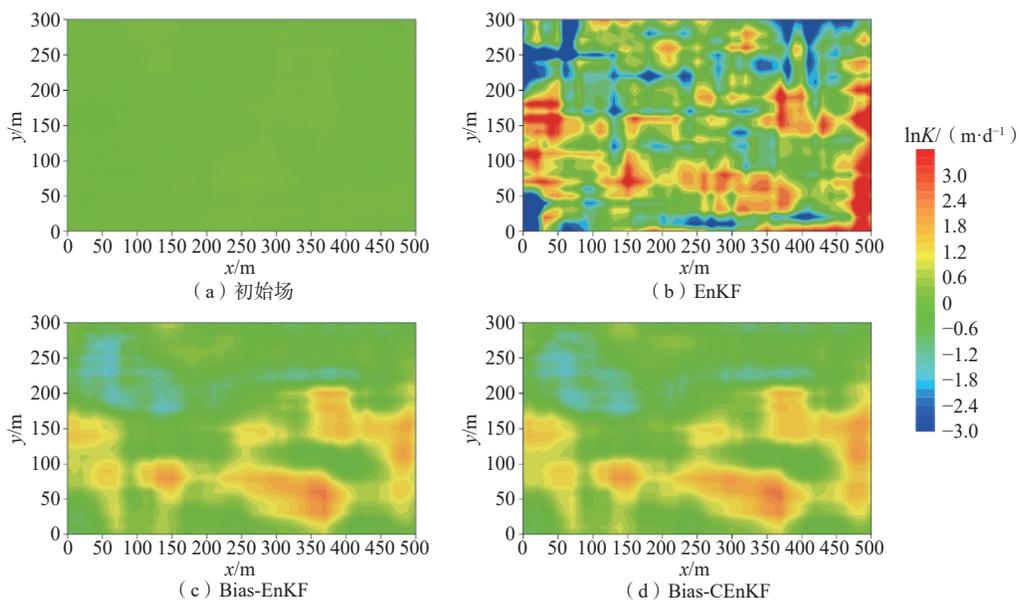


图 3 情景 1 不同方法同化得到的对数渗透系数均值场

Fig. 3 Mean field of Y identified with different methods under scenario 1

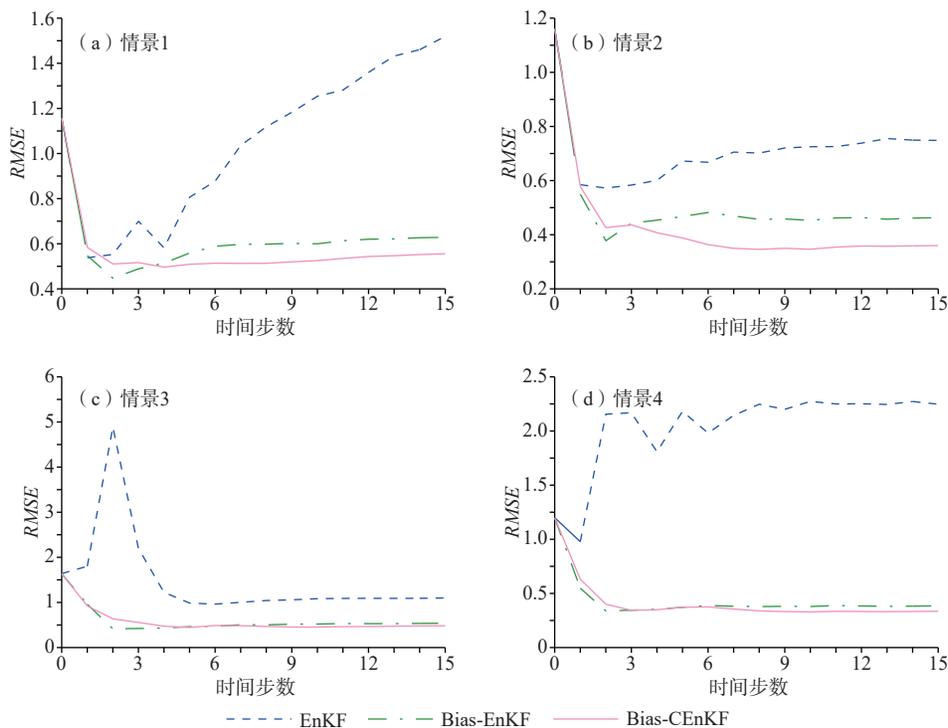


图 4 不同情景下含水层水头场 $RMSE$ 变化情况

Fig. 4 $RMSE$ of H under different scenarios

表 1 为 EnKF、Bias-EnKF 和 Bias-CEnKF 同化末期的 $RMSE$ 统计结果。与图 3 和图 4 综合分析, 在情景 1 下 Y 场和水头场的 $RMSE$ 均最大, 而情景 4 下 Y 场和水头场的 $RMSE$ 均最小。说明对本文研究问题而言, 含水层边界性质的不准确刻画带来的预报偏差对同化结果的影响最大, 降雨补给量的不准确刻画带来

的预报偏差对同化结果的影响相对最小。就 3 种方法同化效果而言, Bias-CEnKF 同化得到的 $RMSE$ 均是最小的, 表明其同化性能最好。

3.2 预测结果

因 Bias-CEnKF 的同化性能最好, 利用其同化结果, 对后 5 个时段的水头场进行预测, 并综合分析同

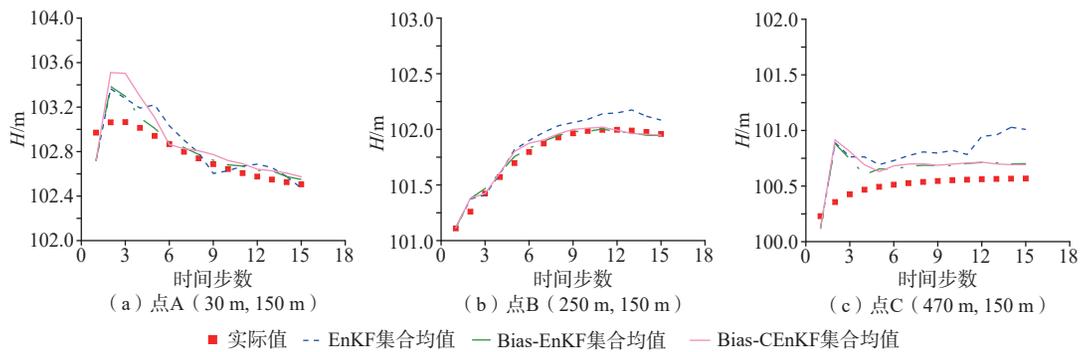


图 5 情景 1 代表性点水头拟合结果对比

Fig. 5 Comparison of head-fitting results of the representative points under scenario 1

表 1 EnKF、Bias-EnKF 和 Bias-CEnKF 同化结果对比

Table 1 Assimilation results of EnKF, Bias-EnKF and Bias-CEnKF

情景	Y场RMSE			H场RMSE		
	EnKF	Bias-EnKF	Bias-CEnKF	EnKF	Bias-EnKF	Bias-CEnKF
情景1	1.70	0.79	0.75	1.52	0.63	0.56
情景2	0.80	0.63	0.60	0.75	0.46	0.36
情景3	1.72	0.68	0.68	1.10	0.54	0.48
情景4	1.48	0.56	0.56	2.25	0.39	0.34

化阶段及预测阶段水头预测值与实际值的接近程度。同样,分别选取靠近含水层西边界、中间和东边界处的点 A(30 m, 150 m)、B(250 m, 150 m)和 C(470 m, 150 m)作为观测点进行分析。如图 6(a)一(c)所示,在情景 1 下除边界处观测点 A 和 C 在同化前期水头预测值与实际值有一定差距外,其余时段水头预测值和实际值均拟合较好。同化前期观测点 A 和 C 处水头值与实际值差距较大是由于情景 1 将模型东西边界误认为隔水边界,而边界性质对靠近边界位置处的水头影响较大所致。但是随着同化步数的增加,边界概化不准确的影响逐渐消失。在预测阶段不同观测点处水头预测结果均与实际水头值接近。图 6(d)一(f)为情景 2 下的水头拟合结果。与情景 1 相比,不同阶段 3 个观测点处的水头预测值均与实际值拟合较好。这说明相对边界性质而言,边界水头数值大小对同化效果的影响较小,同化前期可以通过偏差项弥补边界水头值误差带来的影响。图 6(g)一(i)为情景 3 下的水头拟合结果。由于初始流场水头值统一设置为 100 m,在同化初期对水头预测值也有较大影响。但是随着同化的进行,初始流场概化不准确带来的影响逐步减弱。图 6(j)一(l)为情景 4 下的水头拟合结果。受降雨补给影响,点 B 处水头呈现逐渐增大趋势,边界处点 A 和 C 因为靠近定水头边界,受降雨补给的影响相对较小。但是不同观测点处同化和预测

阶段的水头估计值与真实值均拟合得较好。

图 7 为预测末期 $y=150$ m 剖面处各点的水头预测值与实际值对比结果。4 种情景下水头实际值基本位于 95% 置信区间范围内,且除在高水头和低水头位置有一点差距外,水头预测均值与真实值均拟合较好。高水头和低水头位置处水头拟合结果稍差的原因主要是通过数据同化并未完全复制真实的 Y 场,而渗透系数空间变异性对水头的影响非常关键。

Bias-CEnKF 在同化初期的预测水头值可能和真实值有一定差距,但是同化中后期和预测阶段,水头真实值均在预测的置信区间范围内,且预测水头值均与真实值拟合较好。在同一剖面位置处,由于受到含水层渗透系数空间变异性的影响,在高水头及低水头点处的水位拟合效果稍微变差,但整体拟合结果较好。因此, Bias-CEnKF 方法可以很好地弥补模型概化不准确对水位预报带来的影响,具有较好的同化性能。

4 讨论

含水层 Y 场和水头场的同化结果表明,当模型概化不准确时, Bias-CEnKF 的同化性能显著优于 EnKF,分析原因主要为前者利用偏差项对模型状态变量预测值进行了修正。因此,为说明不同情景下偏差项如何减小模型概化不准确带来的影响,对 Bias-CEnKF 同化得到的偏差项结果作进一步分析。如图 8 所示,情景 1 的偏差整体呈现西北部和东南部为负值、西南部和东北部为正值的特征,且越靠近边界位置偏差越大。这是由于研究区西北部和东南部为抽水井,真实的定水头边界条件下,会引起边界水流补给含水层,而情景 1 假定东西边界为隔水边界,无水流补给含水层,在系统同化过程中需要通过偏差项增加源项(负值)以弥补模型概化不准确的影响。同理,研究区西南部和东北部为注水井,真实的定水头边界条件下,

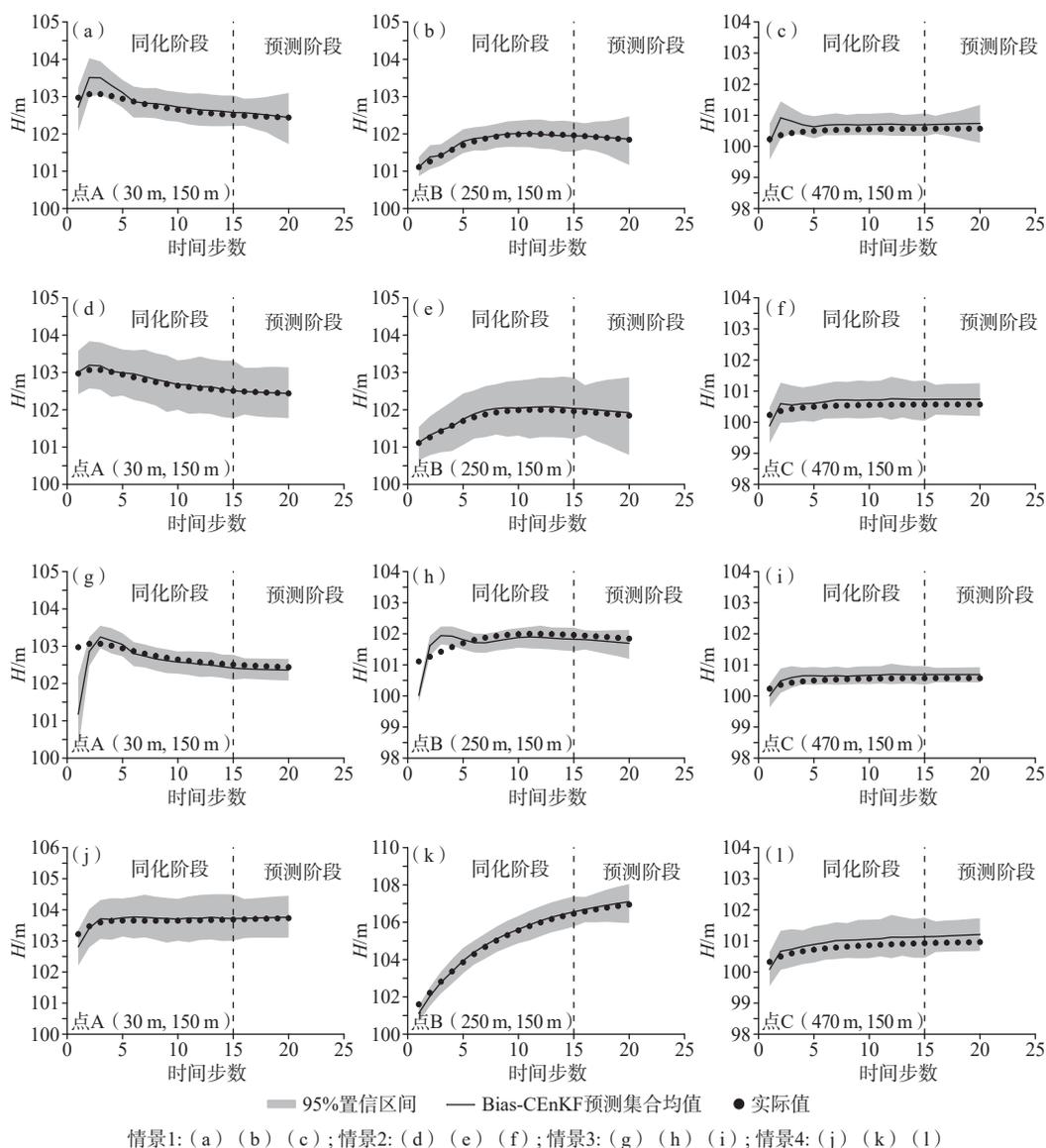


图 6 不同观测点处水头预测值与实际值对比

Fig. 6 Predicted and observed head values at different observation locations

会有水流通过定水头边界流出含水层,而情景 1 假定边界为隔水边界,同化系统通过偏差项增加汇项(正值)以弥补模型概化不准确的影响。

情景 2 的偏差整体呈现西部为正值、东部为负值、向中间位置趋于 0 的特征。这是由于真实的西部边界水头为 103 m,情景 2 假定西部边界水头(103.5 m)高于真实水头值,系统同化过程中需要通过汇项(正值)降低高水头的影响。同理,真实的东部边界水头为 100 m,情景 2 假定东部边界水头(99.5 m)低于真实水头值,在系统同化过程中需要通过源项(负值)降低低水头的影响。此外,边界水头对含水层水头分布的影响通常表现为由边界向中间逐渐减弱的趋势。因此,偏差项也由边界向中间逐渐趋于 0。

情景 3 的偏差项无明显规律性。这是由于理论上初始水头对同化系统的影响在顺序数据同化过程中会逐渐减弱甚至消失,且初始水头不像边界或源汇项等给予含水层以持续的流入或流出影响。

情景 4 的偏差基本为负值并由中间向边界逐渐趋于 0。这是由于情景 4 忽视了真实的降雨补给,同化系统需要通过源项(负值)体现降雨补给的影响。同时,越往边界受定水头边界影响越大,降雨补给影响相对减弱,因此,偏差也趋于 0。

5 结论

(1)模型概化不确定条件下,模型概化不准确时,使用标准 EnKF 进行数据同化,可能会导致滤波发散,

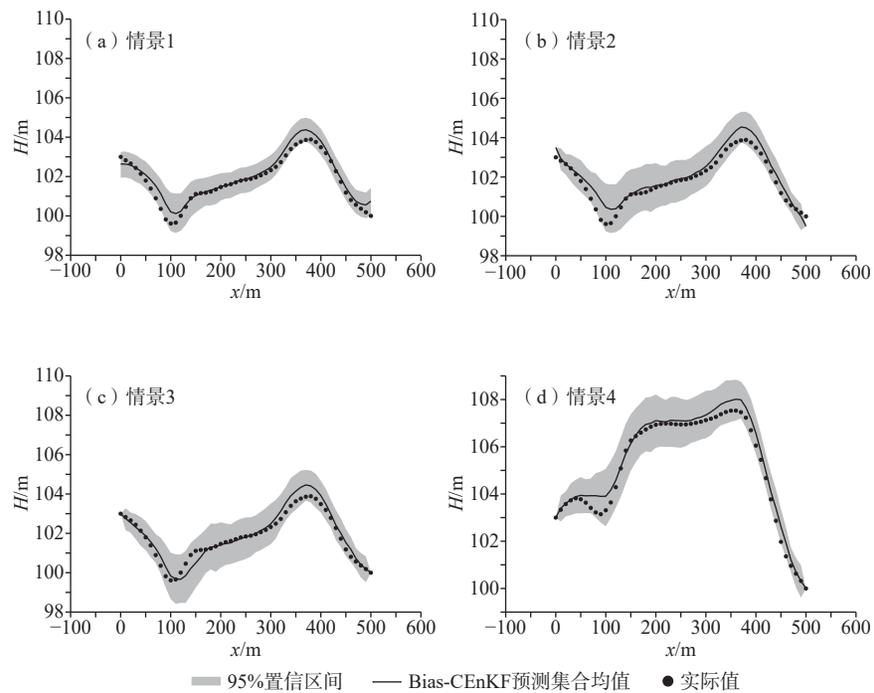


图 7 预测末期 $y=150\text{ m}$ 剖面上水头预测值与实际值对比

Fig. 7 Predicted and observed head values in cross section $y=150\text{ m}$ at the end of the prediction period

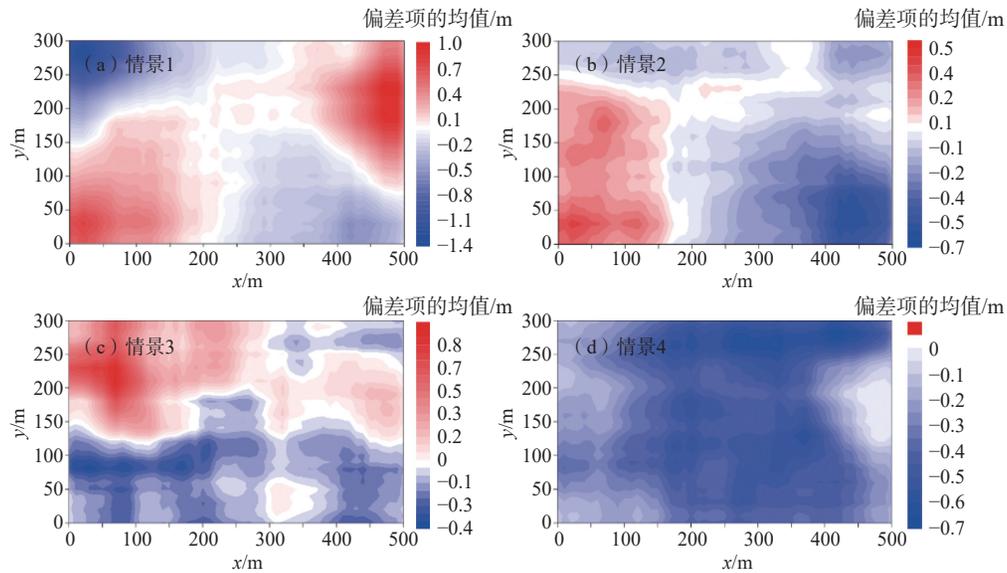


图 8 不同情景下 Bias-CEnKF 同化得到的偏差项的均值场

Fig. 8 Mean field of bias corrections based on the Bias-CEnKF under different scenarios

造成同化失败, 而 Bias-CEnKF 能够识别得到接近于真实场的 Y 场和水头场, 且其同化性能优于 Bias-EnKF。

(2) Bias-CEnKF 同化系统中的偏差项在物理意义上相当于用源汇项弥补模型概化不准确带来的影响。对本文 4 种情景而言, Bias-CEnKF 能够识别得到合理的偏差项分布特征。

(3) 利用 Bias-CEnKF 同化得到的状态变量、模型参数以及偏差项进行预测, 均获得了可靠的预测结

果。对于实际复杂问题, 模型概化不准确对模拟结果的影响可能会随着时间增加而累积。要进行长期的合理预报, 一方面应尽可能对地下水水流模型进行准确刻画, 另一方面应及时采用最新观测数据进行同化更新, 实时修正偏差项。

参考文献 (References) :

[1] EVENSEN G. Sequential data assimilation with a

- nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics[J]. *Journal of Geophysical Research:Oceans*, 1994, 99(5): 10143 – 10162.
- [2] EVENSEN G. The Ensemble Kalman Filter: Theoretical formulation and practical implementation[J]. *Ocean Dynamics*, 2003, 53(4): 343 – 367.
- [3] 沈晔, 李海涛, 黎涛, 等. 地下水位预测: 集合卡尔曼滤波(EnKF)应用概述[J]. *水文地质工程地质*, 2014, 41(1): 21 – 24. [SHEN Ye, LI Haitao, LI Tao, et al. Groundwater level forecast: Overview of application of the Ensemble Kalman filter (EnKF)[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2014, 41(1): 21 – 24. (in Chinese with English abstract)]
- [4] 兰天, 康学远, 施小清, 等. 基于EnKF综合水头和浓度观测数据推估地下水流模型参数[J]. *水文地质工程地质*, 2017, 44(5): 6 – 13. [LAN Tian, KANG Xueyuan, SHI Xiaoqing, et al. Joint assimilation of heads and concentrations for estimating parameters of groundwater flow models using the Ensemble Kalman Filter[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2017, 44(5): 6 – 13. (in Chinese with English abstract)]
- [5] 刘琨, 黄冠华. 基于集合卡尔曼滤波法的二维土壤水流状态变量和参数联合估计[J]. *水利学报*, 2019, 50(3): 399 – 408. [LIU Kun, HUANG Guanhua. Joint state and parameter estimation of two-dimensional soil water flow model based on Ensemble Kalman Filter method[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2019, 50(3): 399 – 408. (in Chinese with English abstract)]
- [6] XU T, GÓMEZ-HERNÁNDEZ J J, CHEN Z, et al. A comparison between ES-MDA and restart EnKF for the purpose of the simultaneous identification of a contaminant source and hydraulic conductivity[J]. *Journal of Hydrology*, 2021, 595: 125681.
- [7] HOUTEKAMER P L, ZHANG F Q. Review of the ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation[J]. *Monthly Weather Review*, 2016, 144(12): 4489 – 4532.
- [8] JORDI A, WANG D P. Estimation of transport at open boundaries with an ensemble Kalman filter in a coastal ocean model[J]. *Ocean Modelling*, 2013, 64: 56 – 66.
- [9] EMERICK A, REYNOLDS A. Combining sensitivities and prior information for covariance localization in the ensemble Kalman filter for petroleum reservoir applications[J]. *Computational Geosciences*, 2011, 15(2): 251 – 269.
- [10] 崔凯鹏, 吴吉春. 观测数据时空密度对集合卡尔曼滤波计算精度的影响[J]. *水利学报*, 2013, 44(8): 915 – 923. [CUI Kaipeng, WU Jichun. Effect of observation data time/spatial density on Ensemble Kalman Filter[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2013, 44(8): 915 – 923. (in Chinese with English abstract)]
- [11] 曹少华, 曾献奎, 蒋建国, 等. 基于局域化集合卡尔曼滤波的含水层弥散度场识别研究[J]. *南京大学学报(自然科学版)*, 2016, 52(3): 429 – 437. [CAO Shaohua, ZENG Xiankui, JIANG Jianguo, et al. An approach based on localized ensemble Kalman filter to identify groundwater dispersivity field[J]. *Journal of Nanjing University (Natural Sciences)*, 2016, 52(3): 429 – 437. (in Chinese with English abstract)]
- [12] 康学远, 施小清, 邓亚平, 等. 基于EnKF融合地球物理数据刻画含水层非均质性[J]. *水科学进展*, 2018, 29(1): 40 – 49. [KANG Xueyuan, SHI Xiaoqing, DENG Yaping, et al. Assimilation of hydrogeophysical data for the characterization of subsurface heterogeneity using Ensemble Kalman Filter (EnKF)[J]. *Advances in Water Science*, 2018, 29(1): 40 – 49. (in Chinese with English abstract)]
- [13] 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. [NAN Tongchao, WU Jichun. Localization corrections for the estimation of hydrogeological parameters using ensemble Kalman filter[J]. *Advances in Water Science*, 2010, 21(5): 613 – 621. (in Chinese with English abstract)]
- [14] 张秋汝, 史良胜, 林琳, 等. 非饱和土壤水的集合卡尔曼滤波 II: 不一致性问题解决方法比较[J]. *水利学报*, 2015, 46(12): 1470 – 1478. [ZHANG Qiuru, SHI Liangsheng, LIN Lin, et al. Ensemble Kalman filter for unsaturated soil water flow II: Comparison of methods to deal with inconsistency[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2015, 46(12): 1470 – 1478. (in Chinese with English abstract)]
- [15] 周海燕. 基于集合卡尔曼滤波法的非高斯含水层参数识别[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2012. [ZHOU Haiyan. Characterizing non-Gaussian aquifer model parameters based on the ensemble Kalman filter[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2012. (in Chinese with English abstract)]
- [16] XU T, GÓMEZ-HERNÁNDEZ J J. Simultaneous identification of a contaminant source and hydraulic conductivity via the restart normal-score ensemble Kalman

- filter[J]. *Advances in Water Resources*, 2018, 112: 106 – 123.
- [17] 钟乐乐, 曾献奎, 吴吉春. 基于高斯过程回归的地下水模型结构不确定性分析与控制[J]. *水文地质工程地质*, 2019, 46(1): 1 – 10. [ZHONG Lele, ZENG Xiankui, WU Jichun. Quantification and reduction of groundwater model structural uncertainty based on Gaussian process regression[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2019, 46(1): 1 – 10. (in Chinese with English abstract)]
- [18] ROJASR, FEYENL, DASSARGUES A. Conceptual model uncertainty in groundwater modeling: combining generalized likelihood uncertainty estimation and Bayesian model averaging[J]. *Water Resources Research*, 2008, 44(12): W12418.
- [19] ELSHALLAS, YE M, FINKEL M. Evaluating two multi-model simulation-optimization approaches for managing groundwater contaminant plumes[J]. *Journal of Hydrology*, 2020, 590: 125427.
- [20] 孙晓卓, 曾献奎, 吴吉春, 等. 一种改进的地下水模型结构不确定性分析方法[J]. *水文地质工程地质*, 2021, 48(6): 24 – 33. [SUN Xiaozhuo, ZENG Xiankui, WU Jichun, et al. An improved method of groundwater model structural uncertainty analysis[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2021, 48(6): 24 – 33. (in Chinese with English abstract)]
- [21] ERDAL D, NEUWEILER I, WOLLSCHLÄGER U. Using a bias aware EnKF to account for unresolved structure in an unsaturated zone model[J]. *Water Resources Research*, 2014, 50(1): 132 – 147.
- [22] XUE L, ZHANG D X. A multimodel data assimilation framework via the ensemble Kalman filter[J]. *Water Resources Research*, 2014, 50(5): 4197 – 4219.
- [23] REFSGAARD J C, VAN DER SLUIJS J P, BROWN J, et al. A framework for dealing with uncertainty due to model structure error[J]. *Advances in Water Resources*, 2006, 29(11): 1586 – 1597.
- [24] KOLLAT J B, REED P M, RIZZO D M. Addressing model bias and uncertainty in three dimensional ground water transport forecasts for a physical aquifer experiment[J]. *Geophysical Research Letters*, 2008, 35(17): L17402.
- [25] WEN X H, CHEN W H. Real-time reservoir model updating using ensemble Kalman filter with confirming option[J]. *SPE Journal*, 2006, 11(4): 431 – 442.
- [26] 崔凯鹏. 集合卡尔曼滤波在地下水流及溶质运移数据同化中的应用探讨[D]. 南京: 南京大学, 2013. [CUI Kaipeng. The application and discussion of ensemble Kalman filter method in groundwater flow and solute transport data assimilation[D]. Nanjing: Nanjing University, 2013. (in Chinese with English abstract)]
- [27] 康学远, 施小清, 史良胜, 等. 基于集合卡尔曼滤波的多相流模型参数估计——以室内二维砂箱中重质非水相污染物入渗为例[J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 2017, 47(3): 848 – 859. [KANG Xueyuan, SHI Xiaoqing, SHI Liangsheng, et al. Inverse multiphase flow simulation using ensemble Kalman filter: Application to a 2D sandbox experiment of DNAPL migration[J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2017, 47(3): 848 – 859. (in Chinese with English abstract)]
- [28] ZHANG D X, LU Z M. An efficient, high-order perturbation approach for flow in random porous media via Karhunen-Loève and polynomial expansions[J]. *Journal of Computational Physics*, 2004, 194(2): 773 – 794.
- [29] HARBAUGH A W, BANTA E R, HILL M C, et al. MODFLOW-2000, the U. S. Geological survey modular ground-water model-user guide to modularization concepts and the ground-water flow process[R]. Reston: USGS, 2000.

编辑: 张若琳