

基于 DEnKF 方法的考虑次网格变异性的 MODIS 雪盖同化

许剑辉^{1,2} 舒红¹

1 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,湖北 武汉,430079

2 广州地理研究所广东省地理空间信息技术与应用公共实验室,广东 广州,510070

摘 要:基于通用陆面模型(CoLM)和确定性集合卡尔曼滤波算法发展了一个考虑模型次网格变异性的 MODIS 雪盖同化方案,提高雪深模拟的估计精度。利用北疆阿勒泰地区 5 个气象站点 2007 年 11 月至 2008 年 4 月逐日雪深观测数据对同化结果进行了验证。结果表明,该同化方案不需要对 MODIS 雪盖观测数据进行扰动,能明显提高雪深模拟的精度。另外,雪深同化结果与地面观测雪深具有一致的时间变化趋势,能准确地反映积雪深度在各个不同时段的变化特性。

关键词:雪深;通用陆面模型(CoLM);MODIS 雪盖;确定性集合卡尔曼滤波;次网格变异性

中图法分类号:P237.9

文献标志码:A

积雪是气候系统非常重要的组成部分,直接制约着地表能量和水平衡^[1]。刻画积雪特征的属性主要包括雪盖、雪密度、雪水当量和雪深,其中雪水当量和雪深常被用来监测和预测雪灾。目前,许多研究主要通过陆面模型模拟和遥感定量反演的方式估计雪水当量或雪深。然而,由于受到驱动数据、参数初始值等不确定性的影响,模型模拟的积雪数据具有很大的不确定性;而遥感定量反演的积雪具有偏差大^[2,3]、空间分辨率低等不足。数据同化是一种将物理机理模型和观测数据结合起来分析的优化方法,通过数据同化将陆面模型和遥感反演积雪数据有效结合起来,能够获取更高精度的积雪数据。

目前,国内外学者发展了一些积雪数据同化方法^[4-6],并已应用到陆面模型中获取高精度的积雪产品。Rodell 和 Houser 提出了一种基于规则的直接插入同化方法^[7],该方法已成功地将 MODIS 雪盖数据同化到陆面模型中获取高精度的雪水当量^[8]。结合 AMSR-E 反演的 25 km 空间分辨率的雪水当量产品,De Lannoy 等发展了 4 种基于集合卡尔曼滤波的多尺度数据同化方案,将粗尺度(25 km)的雪水当量数据同化到细尺度(1 km)的陆面模型中^[9, 10],获取高空间分辨率的雪

水当量产品。根据不同的观测算子,Su 等^[1]和 Arsenault 等^[11]利用 EnKF(ensemble Kalman filter)将 MODIS 雪盖数据同化到 CLM(commu-nity land model)陆面模型,获取高质量的雪水当量数据。基于规则的直接插入方法不需要考虑模型或观测的不确定性,但前提是假设观测数据是精确的。集合卡尔曼滤波的积雪数据同化方法需要对观测数据进行扰动,这样会对观测数据引入不确定性,如雪盖面积为 0 或者 100%时,对雪盖数据进行扰动会出现负值或超过 100%的情况。最近发展起来的一种同化方法——确定性集合卡尔曼滤波(deterministic ensemble Kalman filter, DEnKF),不需要对观测数据进行扰动,是传统 EnKF 的修正,能够较好地逼近理论卡尔曼滤波的分析误差协方差^[12]。

通用陆面模型^[13](common land model, CoLM)进行模拟时考虑了次网格的变异性,田向军等^[14]在进行土壤湿度同化实验时,发现不考虑模型次网格变异性的直接同化会使同化结果出现偏差。基于此,本文发展了一种基于 DEnKF 同化方法和 CoLM 模型的考虑次网格变异性的 MODIS 雪盖同化方案,并利用 2007 年 11 月至 2008 年 4 月北疆阿勒泰地区 5 个气象站点的逐

收稿日期:2014-09-29

项目资助:湖北省自然科学基金(2014CFB725);国家自然科学基金(41171313);广州地理研究所优秀青年创新人才基金。

第一作者:许剑辉,博士,主要从事时空统计与数据同化研究。xujianhui306@163.com

通讯作者:舒红,博士,教授。shu_hong@whu.edu.cn

日雪深观测数据对同化结果进行了验证分析。

1 陆面模型及数据同化方法

1.1 通用陆面模型

通用陆面模型是戴永久等^[13]结合了 BATS (biosphere-atmosphere transfer scheme)、LSM (land surface model) 和 IAP94 (the 1994 version of the chinese academy of science institute of atmospheric physics LSM) 三个模型的优点发展起来的新一代陆面过程模型,它充分考虑了生物物理化学过程、植被动力学、碳循环、辐射传输和水分等众多过程,对土壤-植被-大气之间的能量与水分的传输有较好的描述。它采用 USGS 植被分类方式,每个网格可再分为 24 种下垫面类型,把每个面积大于 0 的下垫面划分为相应的次网格 (sub-grid),每一个次网格只表示一种植被覆盖类型,通过模型次网格的变异性来精细地反映出地表的非均匀性特征。垂直方向上,CoLM 模型在土壤之上根据积雪厚度的变化划分了至多五层的雪层。首先通过雪层累加计算得到每一个次网格的雪深估计值,然后按照次网格面积权重加权平均得到整个网格的雪深。CoLM 模型估计雪深的公式为:

$$\text{snowdp} = \sum_{j=1}^M \alpha_j \text{snowdp}^j \quad (1)$$

$$\text{snowdp}^j = \sum_{l=1}^L \text{snowdp}_l^j \quad (2)$$

式中, snowdp 为模型输出的网格雪深预测值; snowdp^j 为通过雪层累加得到的次网格雪深预测值; α_j 为次网格的面积权重; M 为次网格数目; snowdp_l^j 为第 j 个次网格第 l 层雪层的雪深预测值; L 为积雪层数。

1.2 DEnKF 同化方法

集合卡尔曼滤波算法 (EnKF) 是 Evensen 在 1994 年提出的顺序数据同化算法^[15]。其基本思想是利用蒙特卡罗方法的思想估计模型状态变量和观测变量的误差协方差 (方差-协方差),再利用误差协方差和观测资料在某种代价函数或优化准则下进行模型与观测状态的最优融合分析,最终获取更高精度的预测结果。EnKF 数据同化的基本过程为^[16]:

$$\mathbf{x}_{t,i}^f = f_{\text{CoLM}}(\mathbf{x}_{t-1,i}^a, \text{forc}_{t-1,i}, \omega_{t-1,i}) \quad (3)$$

式中, f_{CoLM} 为模型预测算子; $\mathbf{x}_{t-1,i}^a$ 表示 $t-1$ 时刻第 i 个集合成员的分析值; $\mathbf{x}_{t,i}^f$ 表示 t 时刻第 i 个集合成员的预测值; $\text{forc}_{t-1,i}$ 表示 $t-1$ 时刻的大

气强迫数据; $\omega_{t-1,i}$ 表示对模型状态变量的扰动。

通过式 (4) 更新状态变量的集合成员:

$$\mathbf{x}_{t,i}^a = \mathbf{x}_{t,i}^f + \mathbf{K}_t [\mathbf{y}_t - \mathbf{H}(\mathbf{x}_{t,i}^f) + \mathbf{v}_{t,i}] \quad (4)$$

式中, $\mathbf{x}_{t,i}^a$ 为 t 时刻模型状态变量的分析值; $\mathbf{x}_{t,i}^f$ 为 t 时刻模型状态变量的预测值; \mathbf{y}_t 为观测数据; \mathbf{H} 为观测算子,将模型预测的状态向量映射到观测向量空间; $\mathbf{v}_{t,i}$ 为服从均值为 0、方差为 \mathbf{R}_t 的高斯噪声。卡尔曼增益 \mathbf{K}_t 的计算公式为:

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

式中, \mathbf{P}_t^f 表示模型预测误差的协方差矩阵; \mathbf{R}_t 为观测误差的协方差矩阵。

确定性集合卡尔曼滤波 (DEnKF) 同化方法^[12]是由 Sakov 和 Oke (2008) 提出的,与 EnKF 方法类似,但不需要对观测数据加入扰动,可以减少观测扰动引入的不确定性,能更好地逼近 Kalman 滤波分析误差协方差的理论值。其基本过程是将集合成员分解成集合均值和集合扰动,分别对集合均值和集合扰动单独进行更新:

$$\bar{\mathbf{x}}_t^a = \bar{\mathbf{x}}_t^f + \mathbf{K}_t [\mathbf{y}_t - \mathbf{H}(\bar{\mathbf{x}}_t^f)] \quad (6)$$

$$\mathbf{x}_{t,i}^a = \bar{\mathbf{x}}_t^f - \frac{1}{2} \mathbf{K}_t \mathbf{H}(\mathbf{x}_{t,i}^f) \quad (7)$$

式中, \mathbf{K}_t 与传统 EnKF 的卡尔曼增益一致; $\bar{\mathbf{x}}_t^a$ 为更新后的模型状态变量的分析集合均值; $\bar{\mathbf{x}}_t^f$ 为模型状态变量预测值的均值; $\mathbf{x}_{t,i}^f$ 和 $\mathbf{x}_{t,i}^a$ 分别为预测集合扰动和分析集合扰动。将更新的分析集合均值与分析集合扰动相加得到更新后的集合。与一般卡尔曼滤波不同的是,分析集合扰动的更新 (式 (7)) 不需要对观测数据进行扰动。

1.3 基于 DEnKF 方法的 MODIS 雪盖同化

本实验将雪深作为 CoLM 模型的状态变量,根据式 (3) 得到雪深的预测值 $\mathbf{x}_{t,i}^f$ 。由于 CoLM 按次网格形式计算雪深预测值,因此 $\mathbf{x}_{t,i}^f$ 为:

$$\mathbf{x}_{t,i}^f = [x_{t,i}^{f,1}, x_{t,i}^{f,2}, \dots, x_{t,i}^{f,j}], j = 1, 2, \dots, M \quad (8)$$

式中, $x_{t,i}^{f,j}$ 为 t 时刻第 j 个次网格雪深的预测值; M 为每个网格的次网格数目。雪盖消融曲线描述的是雪深与雪盖之间的关系,如式 (9) 所示:

$$sc_f = \frac{\text{snowdp}}{0.1 + \text{snowdp}} \quad (9)$$

式中, snowdp 为雪深 (m); sc_f 为积雪覆盖面积 (%)。

在 MODIS 雪盖数据同化中,将式 (9) 作为同化的观测算子,结合式 (5) 至式 (7) 实现基于 DEnKF 的 MODIS 雪盖同化。由于式 (6) 中的 \mathbf{y}_t 为同化网格对应的 MODIS 雪盖,而利用观测算子得到的是基于次网格的雪盖,因此,模型模拟的网格雪盖为所有次网格的雪盖通过次网格面积权重累

加得到:

$$H(x_{i,i}^f)=\sum_{j=1}^M\alpha_jh^j(x_{i,i}^{f,j})=\sum_{j=1}^M\alpha_j\frac{\text{snowd}p_{i,i}^{f,j}}{0.1+\text{snowd}p_{i,i}^{f,j}}\quad(10)$$

式中, α_j 为次网格的面积权重; M 为次网格数目。

2 数据及实验方案设计

2.1 实验数据

阿勒泰地区的地形复杂,气候多变,属于新疆北疆地区雪灾发生比较严重的地方。本文选取阿勒泰地区的 5 个雪深观测站点作为研究区域,观测站点的详细信息如表 1 所示。实验分别选取 5 个站点 2007 年 11 月 1 日至 2008 年 4 月 30 日的日雪深观测数据作为同化结果的验证数据(站点雪深数据由中国气象局乌鲁木齐沙漠气象研究所提供)。

CoLM 模型所需的驱动数据为中国西部环境与生态科学数据中心提供的 2007 年 1 月 1 日至 2008 年 4 月 30 日空间分辨率为 0.1° 、时间分辨率为 3 h 的地面气象要素驱动数据集,包括入射短波辐射、入射长波辐射、降水、气温、气压、风速和绝对湿度。

表 1 站点信息

Tab. 1 Descriptions of Observation Stations

站名	经度/(°)	纬度/(°)	高程/m
阿勒泰(Aletai)	88.083	47.733	737
布尔津(Buerjin)	86.867	47.4	456
富蕴(Fuyun)	89.517	46.983	826
吉木乃(Jimunai)	85.867	47.433	984
青河(Qinghe)	90.383	46.667	1 200

雪盖数据是从美国国家冰雪数据中心(<http://nsidc.org/data/>)下载的由 MODIS 提供的 MOD10C1 雪盖产品。MOD10C1 是逐日气候模型网格产品,空间分辨率为 0.05° 。

2.2 同化实验方案设计

本文设计了模型模拟、open-loop 和 DEnKF 三个对比实验。其中,open-loop 只进行集合预测,不进行同化;DEnKF 采用本文方法进行 MODIS 雪盖同化实验。open-loop 和 DEnKF 实验都需要对大气强迫数据和模型状态进行扰动,以生成集合成员,集合大小通常设置为 20。参考文献[9],分别对大气强迫数据入射短波辐射、入射长波辐射、降水和气温进行扰动;模型状态雪深变量采用均值为 1、标准差为 0.01 的乘法扰动方式。

利用空间分辨率为 0.1° 的大气强迫数据驱动 CoLM 模型。CoLM 模型的运行时间从 2007 年 1 月 1 日至 2008 年 4 月 30 日,系统预热(spin-up)的训练时间从 2007 年 1 月 1 日开始直到 MODIS 的雪盖出现,当 MODIS 雪盖出现时进行同化实验。由于 CoLM 模型驱动数据的空间分辨率为 0.1° ,为了保持遥感雪盖观测数据的空间分辨率与模型模拟的空间分辨率一致,对 MOD10C1 雪盖产品的 4 个相邻像元值进行平均,计算得到 0.1° 分辨率的雪盖数据。由于 MODIS 反演的雪盖数据受到云的影响,为了减少云盖对同化结果的影响,当云盖面积超过 50% 时,不进行同化。同时,参考文献[11],每个观测站点对应雪盖数据的标准误差均设为 30%。

采用平均误差(mean error, ME)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)和决定系数 R^2 (determination coefficient) 来评价模型模拟、open-loop 和雪盖同化的实验结果。

3 结果分析

3.1 基于 MODIS 雪盖数据的同化结果

图 1 为 2007 年 11 月至 2008 年 4 月阿勒泰地区 5 个气象观测站模拟、open-loop、同化和观测的雪深数据比较。由图 1 可看到,CoLM 雪深的模拟结果整体上被低估,远低于地面观测雪深,偏差较大;考虑次网格变异性的 MODIS 雪盖数据同化提高了 CoLM 模型对雪深过低的估计,使同化结果接近观测值,与地面站点雪深观测保持较好的一致性。

对于阿勒泰观测站点,与地面雪深观测数据相比较,模型模拟的雪深数据整体上被低估,平均误差为 6.7 cm,其均方根误差达到了 9.04 cm,决定系数 R^2 为 0.652 1;open-loop 的雪深数据与模型模拟的结果很接近,平均绝对误差较模型模拟的雪深仅减少了 0.04 cm;而同化后雪深的精度有了很大的提高,平均绝对误差和均方根误差分别减少了 4.83 cm 和 6.34 cm,精度分别提高了 72.52% 和 70.13%, R^2 达到 0.920 7(表 2)。同化后的雪深与地面观测雪深整体上保持很好的一致性,平均误差仅为 0.03 cm,但是在 2008 年 1 月 18 日至 2 月 23 日雪深达到最大值期间,同化雪深被高估了(图 1)。吉木乃观测站具有与阿勒泰观测站类似的实验结果,与模型模拟结果相比,平

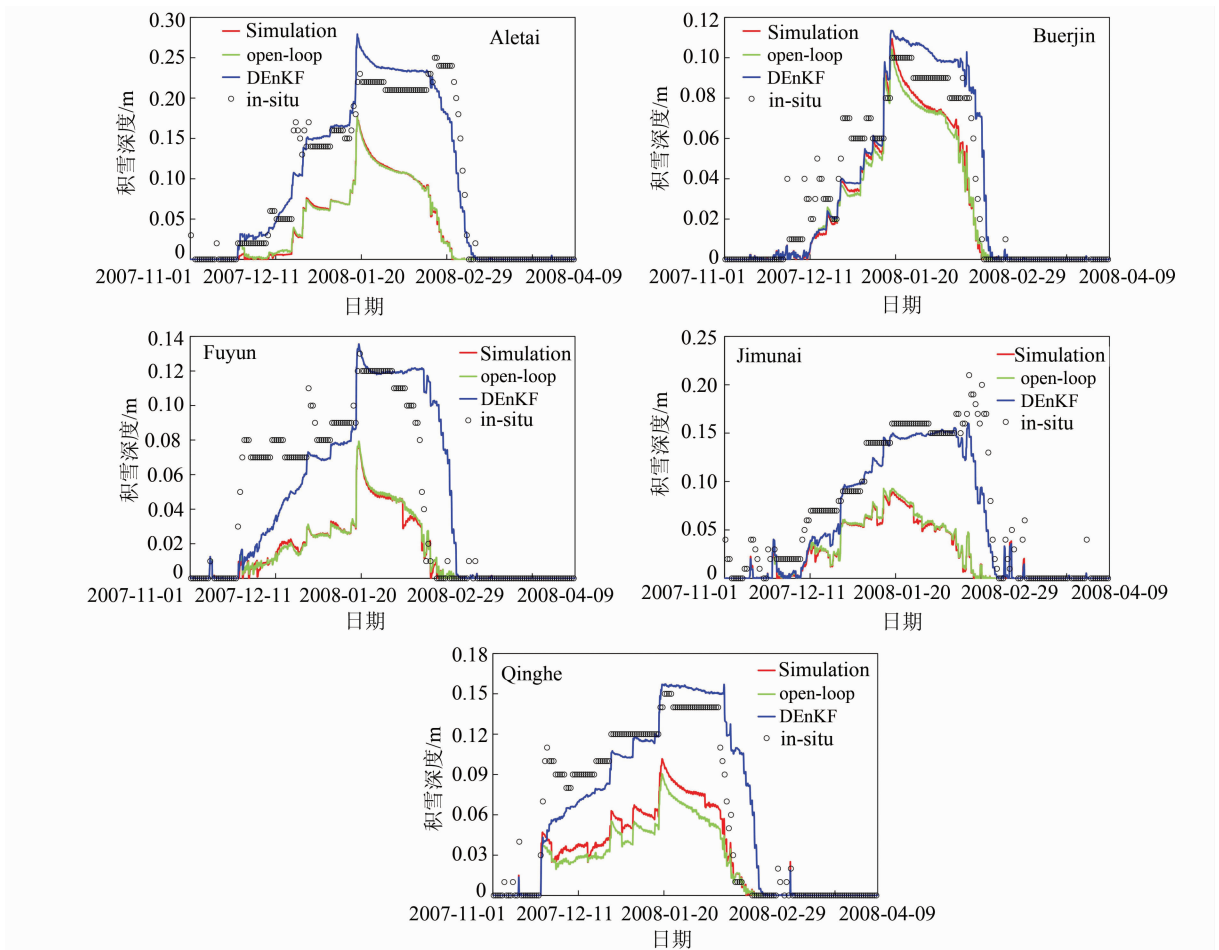


图 1 不同站点的雪深同化结果的比较

Fig. 1 Data Assimilation Comparisons of Snow Depths of Simulation, open-loop, DEEnKF and in-situ at Different Stations

均误差、平均绝对误差和均方根误差分别减少了 68.16%、65.36% 和 60.56%，与地面观测雪深拟合的决定系数提高了 0.398 4，达到 0.868 7（表 2）。然而，同化后的雪深整体上被低估了（图 1），其偏差值为 1.78 cm。

对于布尔津、富蕴和青河观测站点，open-loop 估计的雪深与 CoLM 模拟的雪深比较接近，并没有都优于模拟结果，如青河观测站，open-loop 实验计算的平均误差、平均绝对误差和均方根误差等都劣于模拟结果（表 2）。因为 open-loop 的实验结果是通过集合平均计算得到的，一般情况下，在集合数比较大时，其结果优于模拟结果。然而在实验中，本文依据统计样本量经验性准则采用 20 个集合成员进行实验，较少的集合数并没有较好地提高雪深的估计精度。另外，对大气强迫数据和模型状态雪深变量分别进行扰动而引入的不确定性会导致雪深的估计误差增大。同化结果较模型模拟和 open-loop 结果有比较明显的改善，但同化后的雪深与地面观测雪深的整体

相关性反而减少了（表 2）。从图 1 中的 Buerjin、Fuyun 和 Qinghe 可以看出，在 2008 年 1 月 20 日（模拟和站点观测雪深达到最大值）前，雪盖同化有效地提高了雪深估计精度，雪深估计值略低于地面雪深观测值（富蕴站地面雪深观测值比同化结果要高一些）；在 2008 年 1 月 20 日之后，雪盖同化过高地优化 CoLM 模拟的雪深，使得雪深改善的幅度较大，与地面雪深观测值相比有些偏大（图 1 中的 Fuyun 和 Qinghe）；布尔津观测站同化后的雪深略高于地面雪深观测值，如图 1 中 Buerjin 所示。这是因为 2008 年 1 月 20 日之后雪盖同化实验设置的雪盖观测误差方差较小（实验中设置时间不变的雪盖数据误差标准差为 30%），导致了雪盖同化对雪深过高的估计。根据式（6），同化结果与背景误差协方差矩阵和观测误差协方差矩阵密切相关。观测误差协方差矩阵越大，观测值提供的信息就越少，同化结果向模型预测值靠近。因此，相对较小的雪盖观测误差方差给同化结果增加了更多的观测积雪信息。

3.2 雪深时间序列分析

图 2 显示了不同地面观测站点雪深、同化后的雪深与气温在积雪期、融雪期的时间变化趋势。从图 2 可以看出,雪盖同化估计的雪深与地面观测雪深具有基本一致的时间变化趋势,同化结果很好地反映了积雪的时间变化趋势。雪深与气温具有很强的负相关性,在雪期内,气温越低,积雪深度越深。在 2008 年 1 月 20 日左右,雪深达到最大值,气温降低到最低温度;2007 年 11 月 1 日至 2008 年 1 月 20 日为积雪累积期,雪深平缓增加;2008 年 1 月 20 日至 2 月 23 日为积雪平稳期,即雪深达到最大值后,大概一个月时间内积雪深度保持较稳定的状态,变化幅度不大;2008 年 2 月 23 日至 3 月 20

日为融雪期,积雪变化非常大,雪深减少的速率比较快。从图 2 也可以看出,积雪累积期比较长,大概有 50 天左右,积雪平稳期大概 30 天左右,融雪期比较短,大概 25 天左右。对于富蕴观测站点和青河观测站点,由于雪盖同化过优化模拟雪深数据,导致融雪期往后推延了 7 天左右。

4 结语与讨论

基于确定性集合卡尔曼滤波同化算法(DEnKF)和 CoLM 模型,本文发展了一个考虑次网格变异性的积雪数据同化方案,利用 MODIS 雪盖数据进行了同化实验,应用阿勒泰地区 5 个气象

表 2 不同实验结果的误差统计分析

Tab. 2 Error Statistical Analysis for CoLM Simulation, open-loop and DEnKF Experiments

方法	Simulation 模拟				open-loop 集合预测				DEnKF 同化			
	ME/m	MAE/m	RMSE/m	R ²	ME/m	MAE/m	RMSE/m	R ²	ME/m	MAE/m	RMSE/m	R ²
Aletai	-0.066 6	0.066 6	0.090 4	0.652 1	-0.066 2	0.066 2	0.090 4	0.652 8	0.000 3	0.018 3	0.027 0	0.920 7
Buerjin	-0.009 6	0.010 3	0.015 5	0.900 3	-0.010 5	0.011 0	0.016 3	0.905 8	0.000 5	0.009 9	0.015 1	0.879 5
Fuyun	-0.036 5	0.036 7	0.047 8	0.785 7	-0.036 1	0.036 4	0.047 4	0.778 3	-0.002 1	0.019 8	0.032 0	0.587 7
Jimunai	-0.055 9	0.056 3	0.074 8	0.470 3	-0.054 4	0.054 7	0.073 2	0.483 4	-0.017 8	0.019 5	0.029 5	0.868 7
Qinghe	-0.036 6	0.036 9	0.046 8	0.925 6	-0.042 9	0.043 2	0.054 7	0.901 2	0.000 4	0.016 7	0.026 6	0.802 5

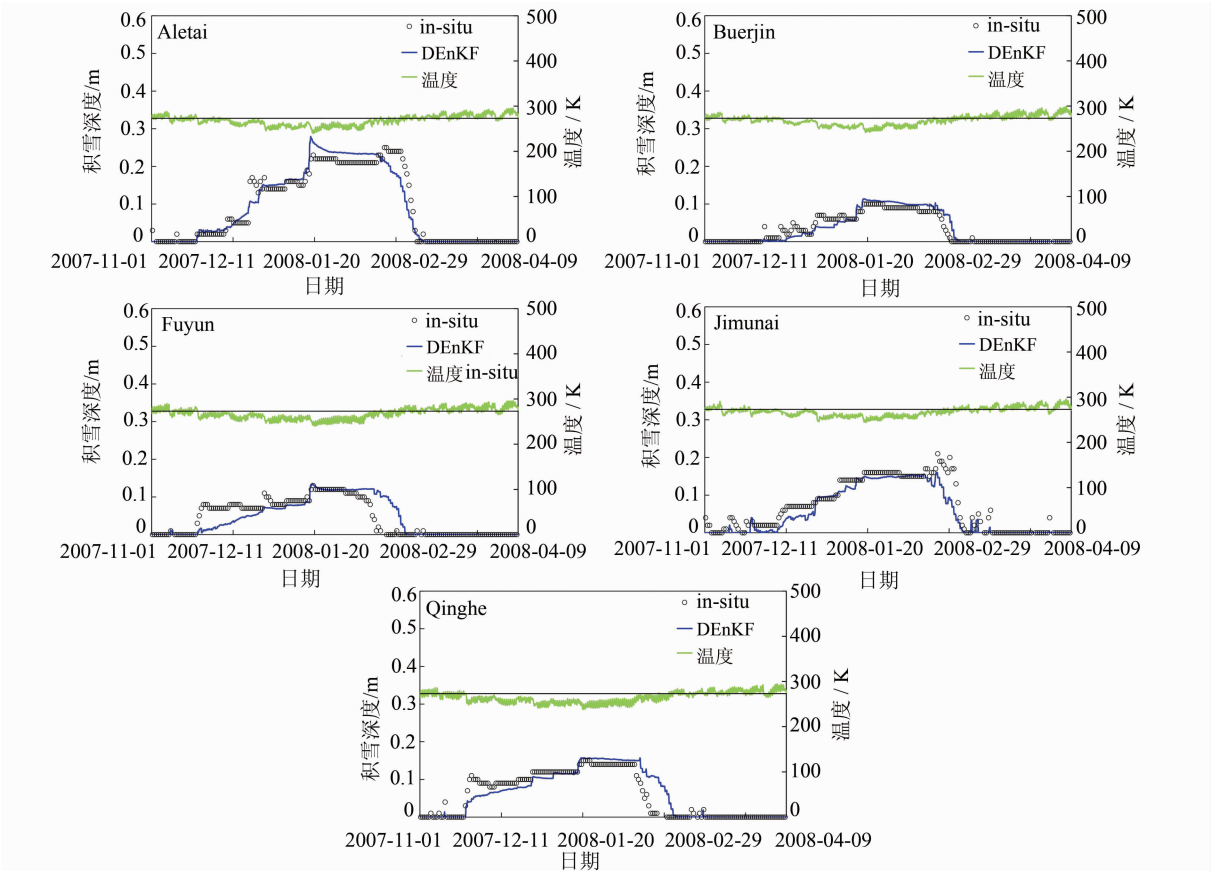


图 2 不同地面观测站点雪深、同化后的雪深与气温的时间序列图(黑色直线表示冰点,为 273.15 K)
Fig. 2 Time Series for Snow Depth from in-situ and DEnKF-based Assimilation, and Air Temperature from WestDC Dataset

站点的雪深观测数据进行了结果验证。

1) 基于 DEnKF 雪盖同化方案能明显地提高雪深的估计精度,较好地反映出积雪深度在累积期、平稳期和融雪期的变化特性。

2) 确定性集合卡尔曼滤波同化方法能减少因对观测数据进行扰动而引入的误差。对于 MODIS 雪盖同化来说,积雪覆盖面积取值在 0~100%之间,如在积雪平稳期,雪盖面积一般都达到 100%,如果对雪盖面积进行扰动,会产生异常值,出现雪盖面积大于 100%的情况,这是不合理的。

3) 整体上,阿勒泰站点雪深最大,特别在积雪平稳期,雪深都超过了 20 cm;其他站点的雪深最大值也有 13 cm 以上。

基于确定性集合卡尔曼滤波的雪盖同化方案受到 CoLM 模型误差、MODIS 雪盖观测误差、集合大小、雪盖观测算子等因素的影响。在本实验中,由于只采用了比较简单的雪盖观测算子和时间不变的观测误差方差,同化结果存在比较明显的推延现象,如富蕴观测站和青河观测站雪盖同化后,积雪融雪期往后推延了 7 天左右。这是由于实验中使用了不准确的观测精度引起的。在今后工作中,需要准确地估计 MODIS 雪盖产品的误差,考虑随积雪季节变化的雪盖误差方差和合理的雪盖观测算子。此外,由于 MODIS 雪盖受到云的影响,本文只在云量少于 50%的情况下进行雪盖同化实验,如何减少云的影响,以让更多的雪盖数据参与同化实验,也是将来需要进一步研究的内容。

致谢:感谢中国气象局乌鲁木齐沙漠气象研究所提供的站点雪深数据和寒区旱区科学数据中心(<http://westdc.westgis.ac.cn>)提供的高时空分辨率地面气象要素驱动数据集。

参 考 文 献

[1] Su H, Yang Z, Niu G, et al. Enhancing the Estimation of Continental-scale Snow Water Equivalent by Assimilating MODIS Snow Cover with the Ensemble Kalman Filter[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* (1984-2012), 2008, 113 (D8): D08120

[2] Liu Hai, Chen Xiaoling, Song Zhen, et al. Study of Characteristic Parametric Selection and Model Construction for Snow Depth Retrieval from MODIS Image[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(1): 113-116 (刘海, 陈晓玲, 宋珍, 等. MODIS 影像雪深遥感反演特征

参数选择与模型研究[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2011, 36(1): 113-116)

[3] Liu Yan, Ruan Huihua, Zhang Pu, et al. Kriging Interpolation of Snow Depth at the North of Tianshan Mountains Assisted by MODIS Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(4): 403-405 (刘艳, 阮惠华, 张璞, 等. 利用 MODIS 数据研究天山北麓 Kriging 雪深插值[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2012, 37(4): 403-405)

[4] Liu Y, Peters-Lidard C D, Kumar S, et al. Assimilating Satellite-Based Snow Depth and Snow Cover Products for Improving Snow Predictions in Alaska[J]. *Advances in Water Resources*, 2013, 54: 208-227

[5] Zaitchik B F, Rodell M. Forward-looking Assimilation of MODIS-derived Snow-covered Area into a Land Surface Model[J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2009, 10(1): 130-148

[6] Slater A G, Clark M P. Snow Data Assimilation via an Ensemble Kalman Filter [J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2006, 7(3): 478-493

[7] Rodell M, Houser P R. Updating a Land Surface Model with MODIS-derived Snow Cover[J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2004, 5(6): 1 064-1 075

[8] Fletcher S J, Liston G E, Hiemstra C A, et al. Assimilating MODIS and AMSR-E Snow Observations in a Snow Evolution Model [J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2012, 13(5): 1 475-1 492

[9] De Lannoy G E L J, Reichle R H, Houser P R, et al. Satellite-scale Snow Water Equivalent Assimilation into a High-resolution Land Surface Model[J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2010, 11(2): 352-369

[10] De Lannoy G E L J, Reichle R H, Arsenault K R, et al. Multiscale Assimilation of Advanced Microwave Scanning Radiometer-EOS Snow Water Equivalent and Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer Snow Cover Fraction Observations in Northern Colorado[J]. *Water Resources Research*, 2012, 48(1): W01522

[11] Arsenault K R, Houser P R, De Lannoy G E L J, et al. Impacts of Snow Cover Fraction Data Assimilation on Modeled Energy and Moisture Budgets[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2013, 118(14): 7 489-7 504

[12] Sakov P, Oke P R. A Deterministic Formulation of the Ensemble Kalman Filter: An Alternative to Ensemble Square Root Filters[J]. *Tellus A*, 2008, 60 (2): 361-371

[13] Dai Y, Zeng X, Dickinson R E, et al. The Common Land Model[J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2003, 84(8): 1 013-1 023

[14] Tian Xiangjun, Xie Zhenghui. A Land Surface Soil Moisture Data Assimilation in Consideration of the Model Subgrid-scale Heterogeneity and Soil Water Thawing and Freezing[J]. *Science in China (D): Earth Science*, 2008, 38(6):741-749(田向军,谢正辉. 考虑次网格变异性和土壤冻融过程的土壤湿度同化方案[J]. 中国科学 D 辑:地球科学. 2008, 38(6): 741-749)

[15] 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* (1978-2012), 1994, 99(C5): 10 143-10 162

[16] Evensen G. The Ensemble Kalman Filter: Theoretical Formulation and Practical Implementation[J]. *Ocean Dynamics*, 2003, 53(4): 343-367

DEnKF-based Assimilation of MODIS-Derived Snow Cover Products into Common Land Model Considering the Model Sub-grid Heterogeneity

XU Jianhui^{1,2} SHU Hong¹

1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 Guangdong Open Laboratory of Geospatial Information Technology and Application,Guangzhou Institute of Geography,Guangzhou 510070, China

Abstract: The use of perturbed observations in the traditional ensemble Kalman filter (EnKF) introduces uncertainties and results in sub-optimal model state estimates. A modified EnKF method, the deterministic ensemble Kalman filter (DEnKF), can approach the analysis error covariance matrix without perturbing observations. As a forecast operator, the common land model (CoLM) is advantageous for sub-grid heterogeneity analysis. To reduce some errors stemming from the uncertainty in snow data assimilation, a new DEnKF-based snow data assimilation method is proposed for considering model sub-grid heterogeneity. The proposed method was used to assimilate the MODIS-derived snow cover products into CoLM for improving simulated snow depth. The daily snow depth of five meteorological stations from November 2007 to April 2008 in Altay is used for validation. The experimental results show that the DEnKF-based assimilation method can improve the simulated snow depth effectively. The improved snow depth does not only show the consistent time trends with in-situ snow depth but also reflects time-varying characteristics for different seasons.

Key words: snow depth; common land model; MODIS snow cover; deterministic ensemble Kalman filter; sub-grid heterogeneity

First author: XU Jianhui, PhD, specializes in spatio-temporal data analysis and data assimilation. E-mail: xujianhui306@163.com

Corresponding author: SHU Hong, PhD, professor. E-mail: shu_hong@whu.edu.cn

Foundation support: The Hubei Provincial Natural Science Foundation of China, No. 2014CFB725; the National Natural Science Foundation of China, No. 41171313; the Creative Talents Fund of Guangzhou Institute of Geography.