中国科学: 地球科学 2020 年 第 50 卷 第 4 期: 570 ~ 580
SCIENTIA SINICA Terrae earthcn.scichina.com
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS
论 文

利用土壤水分数据估计高寒区土壤有机碳含量的方法研究

骆琪[1,2], 阳坤[1,3,4*], 陈莹莹[1,4], 周旭[1]

1. 中国科学院青藏高原研究所, 北京 100101;
2. 中国科学院大学, 北京 100049;
3. 清华大学地球系统科学系, 北京 100084;
4. 中国科学院青藏高原地球系统科学卓越创新中心, 北京 100101
* 通讯作者, E-mail: yangk@itpcas.ac.cn

收稿日期: 2019-01-24; 收修改稿日期: 2019-11-19; 接受日期: 2019-11-22; 网络版发表日期: 2020-01-21
国家重点研发计划项目(编号: 2018YFA0605400)、国家自然科学基金项目(批准号: 41471286)、中国科学院前沿科学项目(编号: QYZDY-SSW-DQC011-03)和中国科学院"十三五"信息化建设专项项目(编号: XXH13505-06)资助

摘要 高寒草甸土壤有机碳含量高, 可显著改变土壤水热力学性质, 进而影响土壤温湿度状态和陆地表层水热收支. 因此, 本研究首先在陆面过程模型中引入考虑有机碳影响的土壤水热参数化方案, 然后通过最小化表层土壤水分观测值和模型模拟值的差值, 估计土壤有机碳含量, 最后利用青藏高原中部那曲土壤温湿度观测网实测的土壤有机碳含量, 评估有机碳含量估计值的精度. 敏感性实验表明, 估计结果达到稳定所需优化时间窗口不能少于3年. 在实验区域估计的有机碳含量可以反映实测值的空间分布, 其体积含量的均方根误差为0.099m^3 m^{-3}, 平均偏差为0.043m^3 m^{-3}, 相关系数为0.695. 有机碳含量估计值对输入土壤水分数据时间分辨率不敏感, 即使输入数据时间分辨率低至当前被动微波卫星土壤水分产品的时间分辨率, 估计结果仍然稳定. 因此, 结合高质量的卫星土壤水分产品和参数优化方法, 将可能获取陆面过程模型所需的网格尺度的有机碳含量等有效参数值, 提高模型的模拟能力.

关键词 陆面过程模拟, 土壤有机碳含量, 土壤孔隙度, 土壤参数估计

1 引言

在地球系统模式和气候系统模式中, 陆面过程模型是一个重要分量, 提供陆地大气间的水、热、碳通量. 土壤水热参数是陆面过程模拟的重要输入(Henderson-Sellers等, 1995; Shi等, 2005), 其不确定性会导致模拟结果出现较大误差(Gutmann和Small, 2005; Liu等, 2005; Guo和Wang, 2013). 随着陆面过程模型的发展, 学者们注意到有机碳具有与矿化土壤截然不同的水热性质, 对土壤水热传输和地表通量影响很大(Yang等, 2005; Lawrence和Slater, 2008; Chen等, 2012). 除泛北极地区土壤中储存了大量有机碳, 青藏高原由于气候寒冷, 有机质分解缓慢, 在以高寒草甸为主的中东部地区也累积了较为丰富的土壤有机碳. 这一现象近

中文引用格式: 骆琪, 阳坤, 陈莹莹, 周旭. 2020. 利用土壤水分数据估计高寒区土壤有机碳含量的方法研究. 中国科学: 地球科学, 50: 570–580, doi: 10.1360/SSTe-2019-0019
英文引用格式: Luo Q, Yang K, Chen Y, Zhou X. 2020. Method development for estimating soil organic carbon content in an alpine region using soil moisture data. Science China Earth Sciences, 63: 591–601, https://doi.org/10.1007/s11430-019-9554-8

© 2020 《中国科学》杂志社

年来也引起了学者们的重视(Gao等, 2015; Luo等, 2017). 部分陆面过程模型已经考虑了有机碳含量对模拟结果的影响, 但缺乏可靠的有机碳含量空间分布作为输入.

当前陆面过程模型中使用的土壤参数库(包括土壤有机碳含量)是基于大量的土壤参数调查, 然后通过空间插值和转换函数建立起来的(Reynolds等, 2000; Dai等, 2013). 如联合国世界粮农组织(FAO)牵头发展的全球均一化土壤参数库(FAO/IIASA/ISRIC/ISS-CAS/JRC, 2012)、Shangguan等(2013)发展的中国土壤参数库. 常规的土壤参数调查均通过采集土壤样本然后在实验室测量获得, 例如史舟等(2014)利用可见光-近红外漫反射光谱仪测定土壤样本的质地和有机碳等. 土壤参数调查不仅成本高, 而且土壤样品的空间代表性存在很大的不确定性(李新, 2013). 在青藏高原, 恶劣的气候环境导致这一区域的野外调查更加困难. 一些研究从地面观测或者地面与遥感数据融合分析了高原草甸土壤有机碳储量及其变化, 但由于计算方式和数据来源不同, 还没有相对一致的结论(陶贞等, 2007; 张永强等, 2007; Fang等, 1996; Wang等, 2002; Yang Y H等, 2008, 2009), 且这些研究主要提供土壤垂向的总碳储量, 难以作为陆面过程模型的输入. 因此, 亟待发展一套空间上可拓展的新方法, 来合理估计作为陆面过程模型输入参数的土壤有机碳含量.

近年来一些研究提出以陆面模型为基础, 使用卫星观测的土壤状态变量反过来估计土壤参数. 由于卫星数据能够覆盖全球或者区域, 且卫星数据本身代表的是像元平均值, 因此避免了参数估计的空间升尺度问题, 在理论上这是一个空间上可扩展的方法. 例如, Yang K等(2007, 2009)提出了在陆面过程模型中同化被动微波数据估计模型土壤参数的方法, Yang等(2016)采用地面站点数据对估计参数值进行了初步评估. Corbari和Mancini(2014)、Corbari等(2015)使用MODIS地表温度校正水文模型参数, 以改进水文径流模拟. Pinnington等(2018)通过同化土壤水分校正陆面过程模型中的土壤参数, 从而约束模型中的水量平衡. 尽管取得了这些进展, 但由于卫星数据(特别是被动微波卫星数据)的空间分辨率较粗, 难以直接验证以卫星数据为输入的土壤参数估计精度. 因此必须以高密度的地面观测资料为基础, 对这些方法的可靠性进行评估.

本研究以青藏高原中部土壤有机碳为例, 利用51个观测站的实测数据, 探讨利用表层土壤水分含量估计表层(0~5cm)土壤有机碳含量的可行性. 特别是针对在轨土壤水分探测卫星的低重访频率, 探索输入数据频率对有机碳含量估计值的影响. 论文首先将考虑有机碳影响的土壤水热传输参数化方案引入陆面过程模型中, 然后以青藏高原那曲高密度土壤温湿度观测网的数据为输入, 结合复合形混合进化算法(SCE-UA, Shuffled Complex Evolution-University of Arizona; Duan等, 1993)优化土壤有机碳含量, 最后利用实测数据验证估计的土壤有机碳含量, 并评估使用土壤有机碳含量估计值对土壤水分和温度模拟的影响.

2　研究方法

本研究将加入有机碳影响土壤水热传输参数化方案的陆面过程模型(LSM)与SCE-UA优化算法相结合, 组成优化系统. 图1为该优化系统估计土壤参数的算法流程图. 首先利用LSM模拟土壤水分, 然后以模拟与观测的土壤水分的差值构建代价函数, 最后利用SCE-UA最小化代价函数, 获得土壤参数估计值. 以下将对LSM、土壤水热传输参数化方案、LSM驱动数据、优化方案以及代价函数做具体介绍.

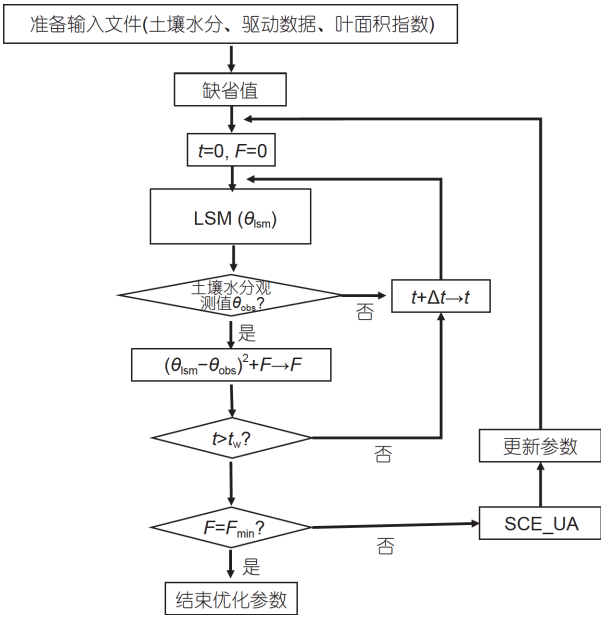

图 1　参数估计流程图

t为时间序列, θ_{lsm}为陆面过程模型模拟的表层土壤水分, θ_{obs}为观测的表层土壤水分, t_w为优化的时间窗口长度, F为代价函数(方程11)

2.1 陆面过程模型

本文中使用的陆面过程模型为Sellers等(1996)发展的简单生物圈模型SiB2. 该模型求解三层土壤水含量(表层土壤、根系土壤、深层土壤)和三个温度变量(深层土壤温度、地表温度、冠层温度). 针对青藏高原的植被特征, Yang等(2007)在SiB2中加入了适应于矮小稀疏冠层地表的湍流传输参数化方案. 由于SiB2中考虑土壤冻融过程比较简单, 无法模拟未冻水含量, 因此本研究仅选用夏季(6、7、8月)的土壤水分观测数据作为输入.

2.2 考虑土壤有机碳影响的水热传输参数化

当土壤中大量有机碳存在时, 会降低土壤的热传导系数, 增大土壤孔隙度, 使土壤的持水能力增加. 为此, 我们在SiB2中引入了考虑有机碳影响的土壤热传输参数(Chen等, 2012)和土壤水传输参数(Lawrence和Slater, 2008)的经验关系. 待优化参数在模型中的传递是通过以下方程描述的.

$$\rho_s c_s = \left(0.076 + 0.748\rho_d / \rho_w\right) \times 10^6 + 4.195 \times 10^6 \theta, \quad (1)$$

$$\rho_d = \left(1 - \theta_{sat}\right) \times 2700, \quad (2)$$

$$K_s = K_{min}(1 - v_{soc}) + K_{sc} v_{soc}, \quad (3)$$

$$K_{min} = 7.0556 \times 10^{-6.884 + 1.53 \times \%sand}, \quad (4)$$

$$\psi_s = \psi_{min}(1 - v_{soc}) + \psi_{sc} \times v_{soc}, \quad (5)$$

$$\psi_{min} = -0.01 \times 10^{1.88 - 1.31 \times \%sand}, \quad (6)$$

$$b = b_{min}(1 - v_{soc}) + b_{sc} v_{soc}, \quad (7)$$

$$b_{min} = 2.91 + 0.159 \times \%clay, \quad (8)$$

$$\theta_{m,sat} = 0.489 - 0.00126 \times (\%sand), \quad (9)$$

$$\theta_{sat} = (1 - v_{soc}) \times \theta_{m,sat} + v_{soc} \times \theta_{soc,sat}, \quad (10)$$

式中, $\rho_s c_s$(J K^{-1} m^{-3})为土壤热容量; θ(m^3 m^{-3})为表层土壤水分体积含量; K_s(m s^{-1})、K_{min}(m s^{-1})、K_{sc}(1.0×10^{-4}m s^{-1})分别为饱和土壤、饱和矿质土壤以及有机质的水力传导系数; ψ_s(m)、ψ_{min}(m)、ψ_{sc}(−0.0103m)分别为饱和土壤、饱和矿质土壤以及有机质的水势; b、b_{min}、b_{sc}(2.7)分别为土壤、矿质土壤以及有机质的粒径分布参数; ρ_d(kg m^{-3})为干土密度, ρ_w(1000kg m^{-3})为水的密度; $\theta_{m,sat}$为矿质土壤孔隙度, $\theta_{soc,sat}$(0.9)为泥炭土壤的孔隙度, θ_{sat}为土壤孔隙度; v_{soc}(m^3 m^{-3})是有机碳体积含量, %sand和%clay是砂土和黏土的百分比.

土壤孔隙度的大小与土壤有机碳含量和土壤质地密切相关. 所以, 选择优化土壤有机碳含量(v_{soc})和土壤质地(沙土%sand、黏土%clay), 然后通过土壤质地和有机碳含量计算土壤孔隙度($\theta_{m,sat}$)(方程(1)~(10))和其他参数值.

2.3 模型的输入数据

本研究使用的气象驱动数据为中国区域高时空分辨率地面气象要素驱动数据集(He和Yang, 2011), 该数据时间分辨率为3h, 空间分辨率为0.1°, 时间段为1979年1月1日至2018年12月31日, 包括了向下短波辐射、向下长波辐射、近地面气压、近地面气温、近地面空气比湿、10m风速和降水, 共7个变量. 其下载地址为http://www.tpedatabase.cn/portal/MetaDataInfo.jsp?MetaDataId=249369. 该数据已经在地表过程研究中得到广泛应用, 已有研究表明该数据在青藏高原陆面过程模拟中相对较好(Liu和Xie, 2013; Chen等, 2011; Guo和Wang, 2013). 为了应用该数据驱动陆面过程模型, 本研究将该驱动数据线性插值为小时分辨率数据.

此外, 本研究还使用了MODIS 500m分辨率的叶面积指数(LAI)产品作为模型的输入, 其时间分辨率为8天.

2.4 优化方法和代价函数

本文所选用的SCE-UA是一种全局优化算法. 该算法同时优化模型中的若干个参数, 稳定性好, 被广泛应用于陆面和水文模型的参数校正.

在本研究中代价函数F用于量化表层土壤水分的模型模拟值与观测值的差异. 通过极小化F, 来搜索最优参数值. 代价函数如下:

$$F = \sum_{t=0}^{t_w} \left(\theta_{lsm} - \theta_{obs}\right)^2, \quad (11)$$

式中, t_w为时间窗口长度, θ_{lsm}为模型模拟的土壤水分, θ_{obs}为观测的土壤水分含量.

3 研究区域和数据

本文的研究区域为那曲土壤温湿度观测网覆盖区

域. 它位于青藏高原中部100km×100km的范围内(图2), 其地理坐标为31°N~32°N, 91.5°E~92.5°E. 该区域地形平坦, 间杂缓坡丘陵, 平均海拔为4650m, 地表覆盖多为高寒草甸, 植被稀疏矮小.

本文所使用的土壤水分和有机碳含量为作者所在团队建立的那曲土壤温湿度观测网的观测数据. 该观测网布设于2010年7月至2012年6月, 共56个观测点, 可提供51个观测点2010年8月至2016年9月的土壤水分数据. 所有点均同时测量0~5、10、20和40cm的土壤水分和温度, 记录的时间间隔为30min. 关于这个观测网的更多信息可参考Yang等(2013). 该观测网提供的数据已被广泛使用, 比如土壤水分的空间尺度分析(Zhao等, 2013)、土壤水分的空间升尺度研究(Qin等, 2013)、评估AMSR-E土壤水分产品(Chen等, 2013; Zeng等, 2015), 以及数据同化算法发展(Bi等, 2015; Zhao等, 2014)等.

在维护观测网的同时, 我们采集了所有观测点的表层土壤样品, 并通过实验测量得到土壤有机碳的质量含量(m_{soc})、沙土含量(%sand)和黏土含量(%clay). 由于模式中采用有机碳体积比来进行参数化, 本文利用方程(12), 将实测土壤有机碳的质量比换算成体积比(v_{soc}), 然后由方程(9)~(10)计算得出土壤孔隙度(θ_{sat})和其他参数.

$$v_{soc}=\frac{\rho_p\left(1-\theta_{m,sat}\right)m_{soc}}{\rho_{soc}\left(1-m_{soc}\right)+\rho_p\left(1-\theta_{m,sat}\right)m_{soc}}, \tag{12}$$

式中, ρ_p=2650kg m^{-3}为矿物密度, ρ_{soc}=130kg m^{-3}为有机碳密度. 该公式没有考虑砾石的影响.

本文将0~5cm土壤水分数据视为表层土壤水分数据, 图3给出了每个站点的30min分辨率的土壤水分变化曲线. 可以看出, 土壤水分有明显的季节变化. 同时, 各点土壤水分差异较大, 表明土壤性质的空间差异性也很大. 图4显示了各站点实测的土壤有机碳体积含量和2010~2016年夏季(6、7、8月)各站表层土壤水分平均值的空间分布状况, 可见二者具有很好的相关性, 即有机碳含量越高, 土壤水分含量也越高. 有机碳含

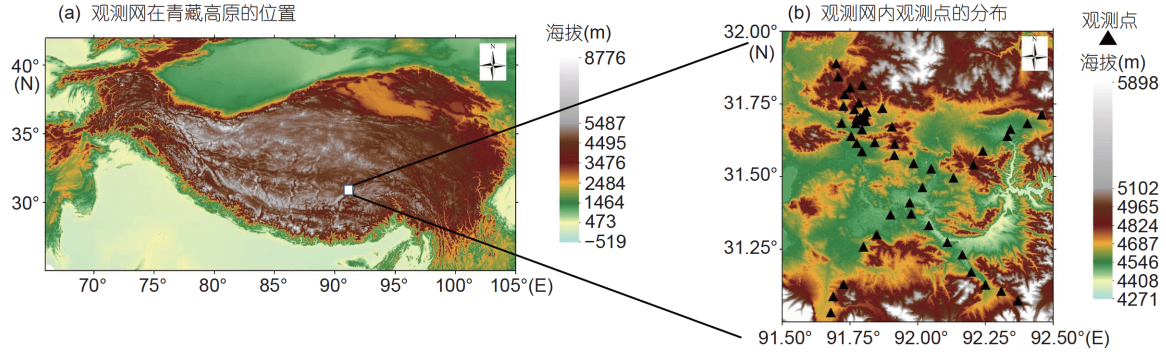

图 2　那曲土壤温湿度观测网的地理位置以及站点布设图

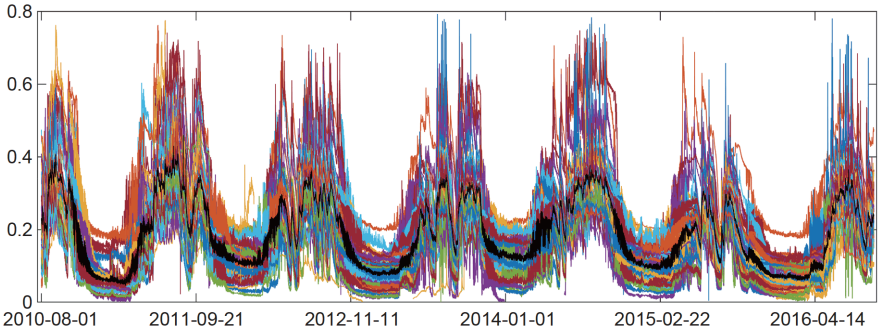

图 3　那曲观测网各观测点土壤水分时间序列图(m^3 m^{-3})

彩色线条为各观测点土壤水分含量随时间的变化, 黑色线条为各观测点土壤水分含量的平均值随时间的变化

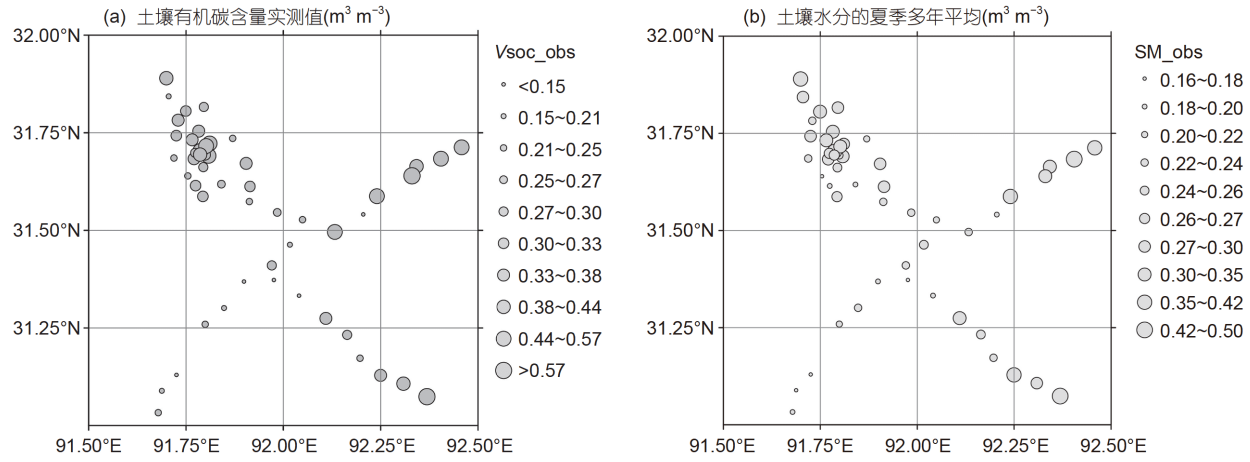

图 4　那曲观测网各站点土壤有机碳含量实测值(a)和表层土壤水分含量夏季多年平均值的空间分布(b)

量实测值的显著空间差异也间接说明了前人利用单点测量的土壤性质进行空间扩展，具有很大的不确定性.

4　结果

4.1　有机碳估计值对时间窗口长度的敏感性分析

土壤质地和土壤有机碳含量在年代尺度上可认为基本不变, 而表层土壤水分受大气驱动(降水、辐射、风速等)的影响，变化迅速. 在利用土壤表层水分优化土壤质地和有机碳含量的过程中，需要通过敏感性分析，首先确定获得稳定的土壤参数估计值所需要的时间窗口长度.

我们分别选取1、2、3、4、5、6和7年为优化的时间窗口, 用每个时间窗口夏季的30min分辨率土壤水分数据估计了土壤有机碳含量. 图5显示了在相邻时间窗口长度各自获得的有机碳含量估计值的比较. 时间窗口为1年(2010年只有8月份的数据)和2年(2010~2011年)的优化结果差异最大, 二者相关系数(R)为0.789, 均方根差值(RMSD)为0.189m^3 m^{-3}. 随着时间窗口长度增加，邻近时间窗口的优化结果趋近一致，R接近1, RMSD接近0. 土壤孔隙度的优化结果(图6)与土壤有机碳的类似: 时间窗口为1年和2年的优化结果差异最大, R为0.789, RMSD为0.091m^3 m^{-3}; 随着时间窗口长度增加, 邻近时间窗口长度的优化结果逐步靠近, R接近1, RMSD接近0. 从图5c和6c可见, 当优化窗口长度不少于3年时, 所获得的土壤有机碳含量和孔隙度变得稳定.

4.2　对土壤有机碳含量估计值的评估

4.1节的敏感性分析结果表明，选取时间窗口为3年时，可获得稳定的土壤参数估计值. 因此，选取3年或者更长时间的表层土壤水分数据(时间分辨率为30min)估计土壤参数是可行的. 选取2010~2016年夏季作为时间窗口，在51个观测点分别优化估计土壤有机碳含量和土壤质地. 图7给出了观测的和优化的土壤有机碳含量的空间分布状况，二者呈现类似特征: 北高南低且站点间空间差异大. 优化结果也表明，整体上该区域的土壤有机碳含量高，估计值与观测值接近: 这些观测点的土壤有机碳体积含量的平均观测值为0.326m^3 m^{-3}，平均优化值为0.369m^3 m^{-3}. 估计值的均方根误差为0.099m^3 m^{-3}，平均偏差为0.043m^3 m^{-3}，相关系数为0.695.

图8展示了各观测点土壤有机碳含量观测值和估计值对比的散点图. 可以看出, 大致在有机碳含量高的点出现一定的高估，有机碳含量低的点出现一定的低估. 这可能与模型中给定的有机碳含量与水热参数之间经验关系的不确定有关. 模型中仅是简单地将土壤有机碳和土壤质地对水热性质的影响按体积百分比进行了线性组合, 而实际关系可能更复杂. 例如, 在有机质含量低的站点, 砾石往往也较多. 砾石对水热性质的影响与有机质相反，现有参数化方案没有考虑砾石的影响，必然会在砾石较多的站点拉低有机碳含量的估计值. 这一结果也表明土壤有机碳含量等参数的估计

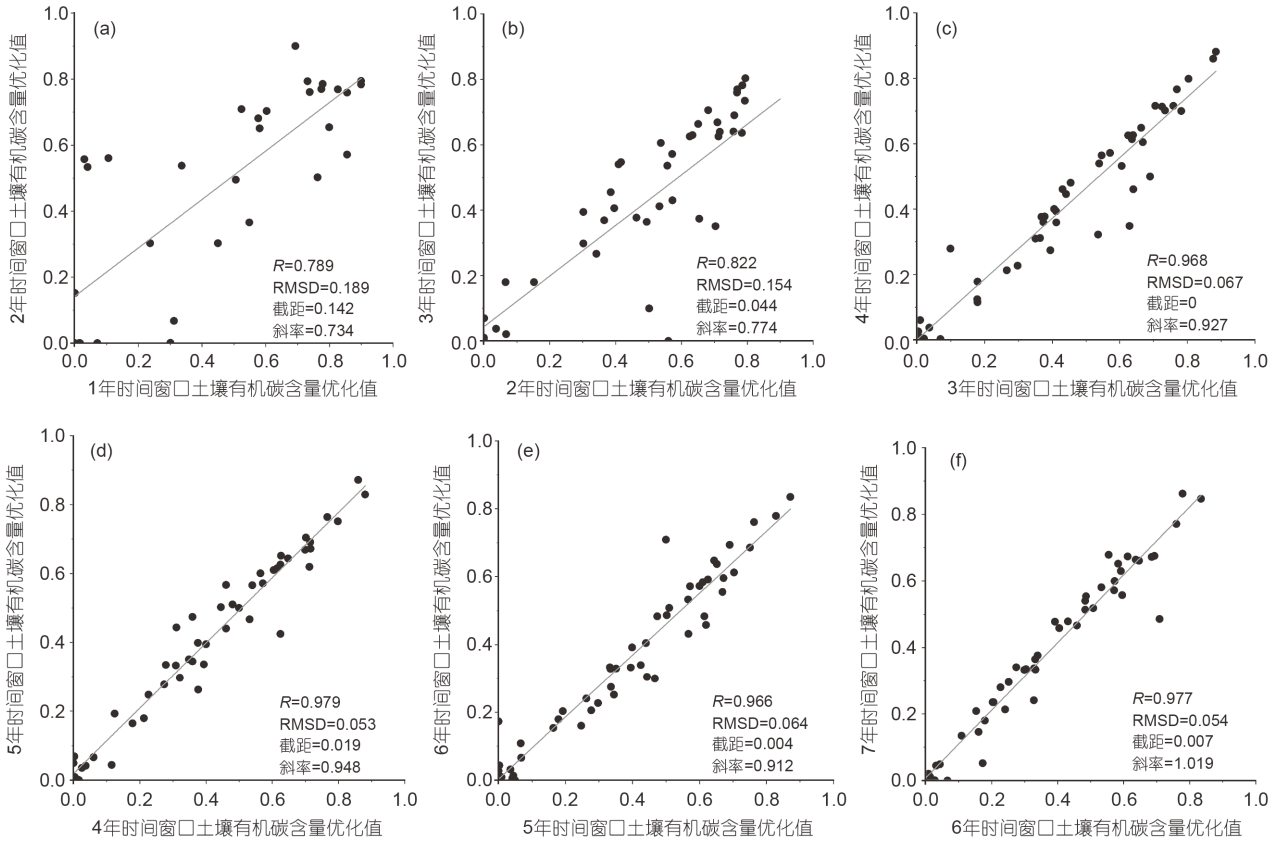

图 5　不同时间窗口长度优化得到的土壤有机碳含量对比($m^3\ m^{-3}$)

*R*为相关系数, RMSD为均方根差值

值有一定的模式依赖性.

4.3　输入数据时间频率对参数估计的影响

为了将土壤参数的估计方法应用到全球/区域尺度, 可能不得不借助高质量的卫星遥感土壤水分产品. 由于卫星土壤水分产品的时间分辨率远低于站点观测的时间分辨率, 我们仿照卫星重访周期, 选取每日早上6:00(类比于SMAP卫星Level 3土壤水分产品)的站点观测土壤水分数据作为输入, 应用这一优化系统, 再次估计土壤有机碳含量, 并与4.2节的结果进行对比.

图9a给出了两种情况下土壤有机碳含量估计值的对比. 其中, *l*代表输入低时间分辨率(每日早上6:00)土壤水分观测值的结果, *h*代表使用高时间分辨率(30min)土壤水分观测值的结果. 结果显示, 二者估计的土壤有机碳含量非常接近(平均值0.346$m^3\ m^{-3}$ vs. 0.369$m^3\ m^{-3}$), 二者间均方根差值仅为0.054$m^3\ m^{-3}$. 图9b显示二者估计的土壤孔隙度平均值也非常接近(平均值0.594$m^3\ m^{-3}$ vs. 0.605$m^3\ m^{-3}$), 均方根差值仅为0.025$m^3\ m^{-3}$. 这表明卫星土壤水分产品的时间频率能满足优化系统估计土壤有机碳含量的要求.

5　讨论

本节使用缺省的、实测的和优化的土壤参数(土壤有机碳含量、沙土和黏土含量)为输入, 开展陆面过程模拟, 探讨估计的土壤参数对土壤水分和土壤温度模拟的影响.

首先, 本文通过三个统计指标——均方根误差(RMSE)、平均偏差(MB)和相关系数(*R*)比较三种土壤参数对土壤水分模拟的影响. 图10给出了三种情况下的统计指标. 结果表明, 使用缺省的、实测的和优化的土壤参数的模拟结果与观测土壤水分的相关系数的平均值分别为0.678、0.669和0.722, 模拟结果与观测的相关性差异不大, 使用优化参数的模拟结果的相关

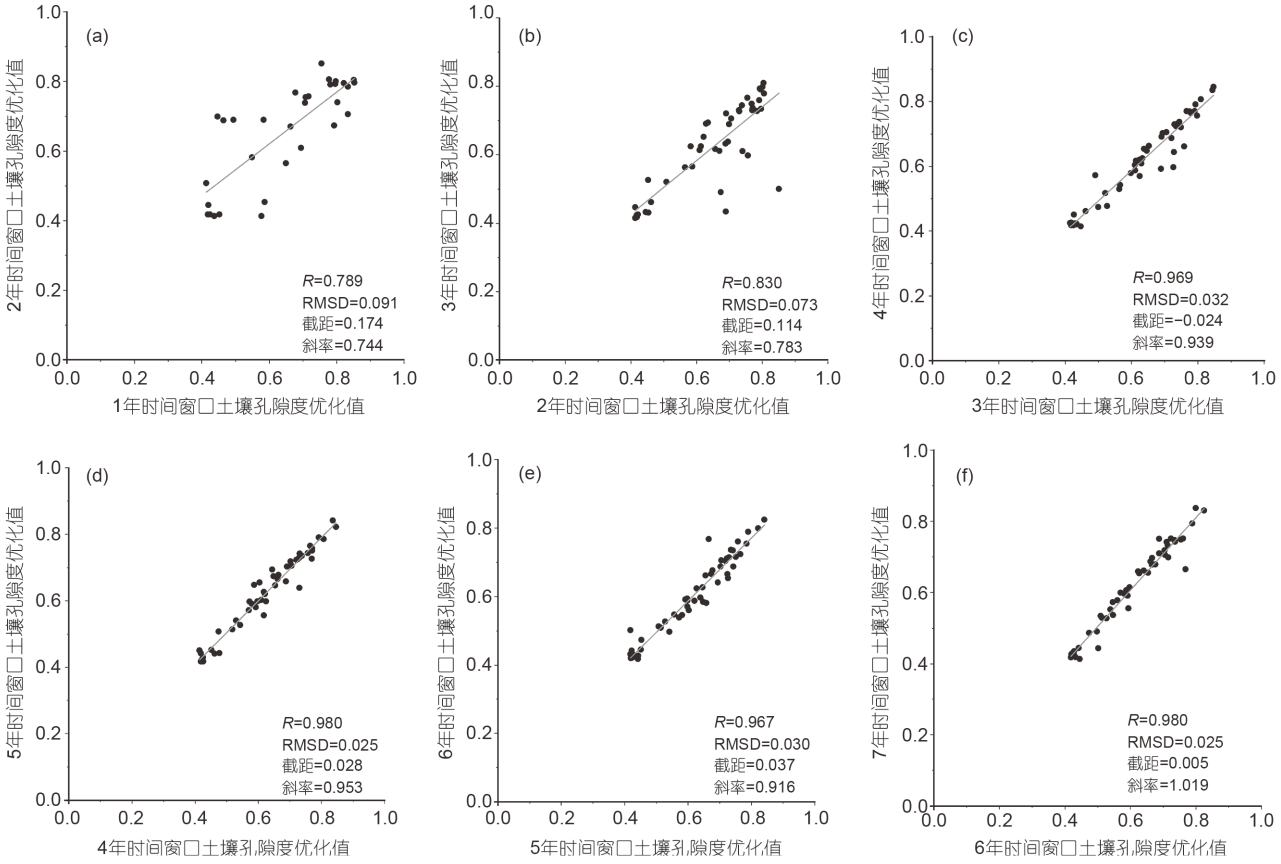

图 6　不同时间窗口长度优化得到的土壤孔隙度对比

*R*为相关系数, RMSD为均方根差值

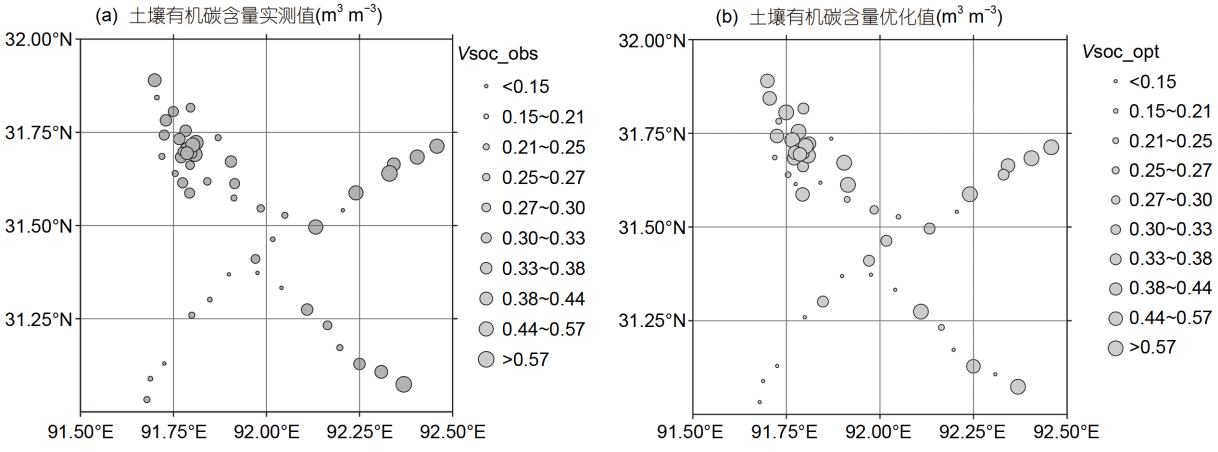

图 7　那曲观测网土壤有机碳体积含量观测值和优化值的空间分布

性略高于其他二者, 因为气象条件(特别是降水)对土壤水分的动态变化起着控制作用. 但是其他两个统计指标显示: 利用缺省土壤参数的模拟结果最差, RMSE的站点平均值为0.135m^3 m^{-3}, MB的站点平均值为−0.119m^3 m^{-3}. 该模拟结果与绝大多数模型结果类似, 即高原中东部的表层土壤水分被低估(Yang等, 2005;

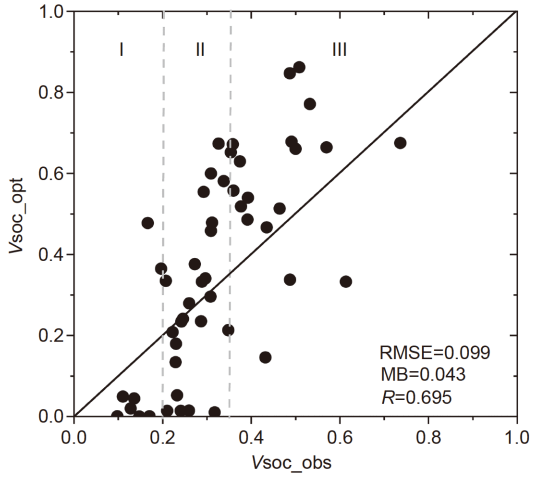

图 8　各观测点土壤有机碳体积含量($m^3\ m^{-3}$)观测值(*V*soc_obs)和估计值(*V*soc_opt)对比散点图

RMSE为均方根误差, MB为平均偏差, *R*为相关系数. Ⅰ为有机碳含量低值区, Ⅲ为有机碳含量高值区, Ⅱ中间区域

Chen等, 2013). 利用观测的土壤参数对土壤水分模拟的结果次之, RMSE的站点平均值为0.076$m^3\ m^{-3}$, MB的站点平均值为−0.024$m^3\ m^{-3}$, 远低于用缺省参数模拟的误差, 说明高寒区有机碳含量对土壤水分含量有巨大影响. 利用优化的土壤参数对土壤水分模拟的结果最好, RMSE的站点平均值为0.062$m^3\ m^{-3}$, MB的站点平均值为−0.003$m^3\ m^{-3}$, 略好于使用站点观测参数值的模拟误差. 由于观测土壤水分含量本身已用于参数优化, 这一结果在预料之中.

本段从地表温度日变化的角度讨论陆面过程模拟中有机碳含量的重要性. 地表温度日变化幅度与土壤热传导系数和热容量密切相关. 土壤中若有大量有机质的存在, 则土壤的热传导系数和热容量(或者热惯量)会降低, 从表层到深层土壤的热交换将减弱, 地表温度日变化将增强, 即白天太阳辐射对地表进行加热时, 表层能量难以下传, 导致表面温度升高; 夜间地表发射长波冷却时, 深层能量难以上传进行补充, 表面温度降低. 以2011年7月夏季为例, 图11分别给出了3组土壤参数(优化值、实测值、缺省值)输入陆面过程模型后模拟的站点平均的地表温度(30min)日变化. 由图可见, 使用土壤参数优化值和实测值(有机碳含量高)模拟的白天地表温度高于使用模型参数缺省值(有机碳含量低)的模拟结果, 而夜间地表温度低于使用模型参数缺省值的模拟结果. 就日变化而言, 使用优化参数和缺省参数模拟的白天地表温度最大差值可达5.85℃, 夜间地表温度最大差值可达2.58℃. 地表温度日变化振幅的平均差值为5.68℃, 最大差值可达8.02℃. 由此可见有机碳的存在会显著地影响地表的辐射平衡和能量平衡.

6　结论

高寒区存在丰富的土壤有机碳, 导致土壤孔隙度增大, 热传导系数下降, 土壤持水能力增强等, 从而影响到土壤水分含量和地表水热通量. 但土壤有机碳含量空间差异大, 难以实现大范围、高密度的采样和测

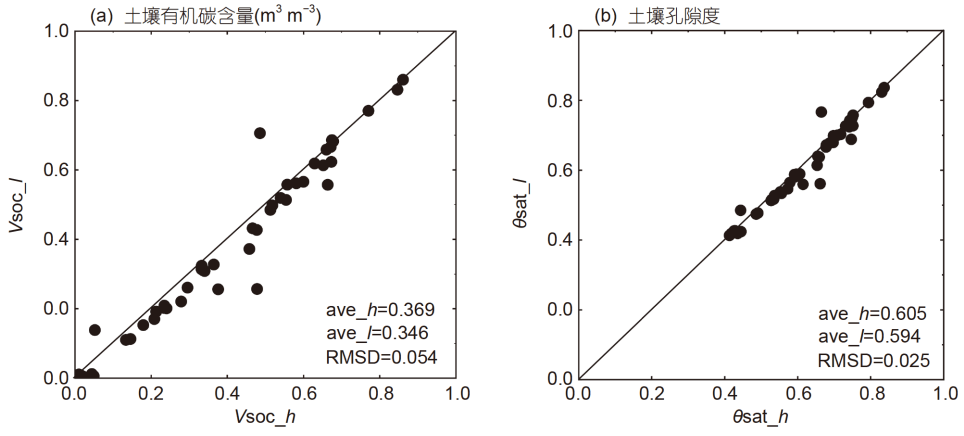

图 9　使用高时间分辨率和低时间分辨率土壤水分作为输入估计得到的土壤有机碳含量(a)和孔隙度(b)

*V*soc_*h*和*V*soc_*l*分别为使用高时间分辨率(30min)土壤水分为输入和低时间分辨率(每日1次)土壤水分为输入进行优化获得的土壤有机碳含量, ave_*l*和ave_*h*为站点平均值, RMSD为均方根差值

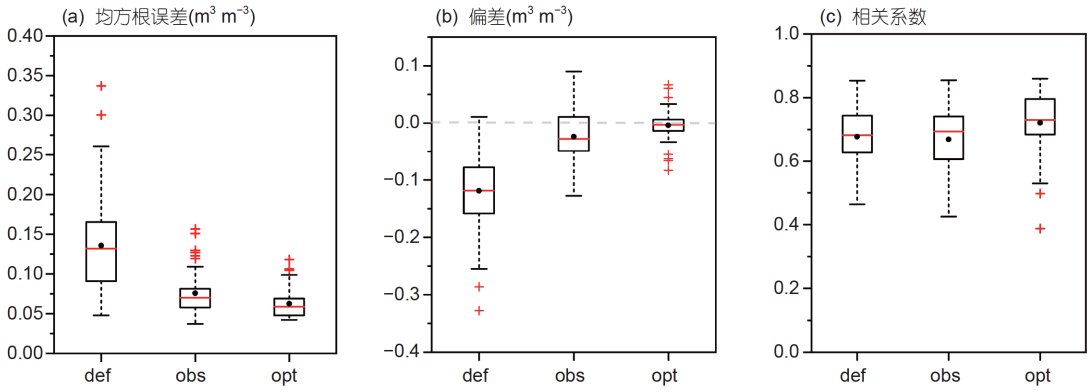

图 10　分别输入三组土壤参数估计值后模拟的各站点土壤水分含量与观测值的均方根误差(a)、平均偏差(b)和相关系数(c)的统计值

def为使用模型缺省值模拟, obs为使用实测的土壤参数模拟, opt为使用优化的土壤参数模拟. 长方形方框的上、下边分别表示上下四分位数, 方框内黑点表示平均值, 横线表示中值, 方框上下边的延伸线表示误差的上、下限, “+”表示异常值

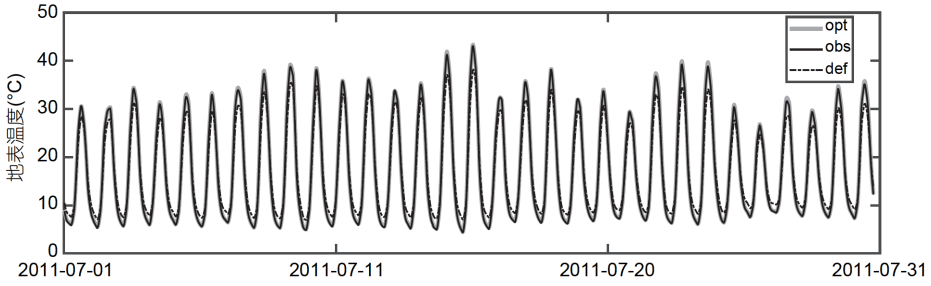

图 11　分别输入三组土壤参数模拟的2011年7月的站点平均地表温度日变化比较

灰色实线为使用优化土壤参数的模拟结果(opt), 黑色实线为使用实测土壤参数的模拟结果(obs), 黑色虚线为使用模型缺省值的模拟结果(def)

量. 本文首先在陆面过程模型SiB2中引入了有机碳对水热参数影响的参数化方案, 然后发展了集合SiB2与优化算法SCE-UA组成的有机碳含量参数优化系统, 最后利用青藏高原中部的土壤水分含量数据, 估计了土壤有机碳含量和孔隙度, 并模仿卫星重访频率, 探索了使用卫星土壤水分产品估计土壤参数的可行性. 主要结论如下.

(1) 获得稳定的土壤有机碳含量估计值所需的优化时间窗口长度不少于3年, 但对输入土壤水分数据的时间分辨率要求低. 当优化时间窗口长度过短时, 土壤有机碳含量估计值不稳定, 但窗口达到3年后, 估计值趋向稳定. 仿照卫星重访频率(每日1次)输入土壤水分观测数据, 所得参数估计值与使用高频率观测数据的土壤参数估计值非常接近. 因此现有卫星观测土壤水分产品的时间频率, 基本满足估计土壤参数的需求.

(2) 利用土壤水分数据可以有效估计土壤有机碳含量, 特别是能再现它们的空间分布. 同时, 在土壤有机碳含量高的站点出现一定高估, 在土壤有机碳含量低的站点出现一定低估. 原因是模型中有大量参数化方案, 存在一定的误差和不确定性, 特别是有机碳与土壤水热性质关系的不确定性对优化影响不可忽视, 此外, 其他因素, 例如驱动数据和植被信息的不确定性, 对优化结果也会造成一定影响. 模拟结果对比表明, 优化的参数更能适应模型的结构, 土壤有机碳含量的估计对地表状态和能量平衡模拟都有显著影响.

总之, 使用实测土壤水分作为输入, 能够通过优化系统获得模型模拟需要的有机碳含量, 且对土壤水分数据的时间分辨率要求不高. 21世纪以来, 全球已有数颗被动微波卫星被用于土壤水分的监测. 其中AMSR-E反演土壤水分产品在青藏高原误差较大(Chen等, 2013), SMOS土壤水分在全球一些区域达到设计要求, 但在青藏高原误差仍然较大, 而SMAP Le-

vel 3卫星产品能够反映青藏高原土壤水分的动态变化(Chen等, 2017). 这些卫星对土壤水分的观测频率满足优化系统估计土壤参数的需求, 未来有望使用高质量卫星土壤水分产品, 估计全球/区域的土壤有机碳含量及相关土壤水热性质.

参考文献

李新. 2013. 陆地表层系统模拟和观测的不确定性及其控制. 中国科学: 地球科学, 43: 1735–1742

史舟, 王乾龙, 彭杰, 纪文君, 刘焕军, 李曦, Rossel R A V. 2014. 中国主要土壤高光谱反射特性分类与有机质光谱预测模型. 中国科学: 地球科学, 44: 978–988

陶贞, 沈承德, 高全洲, 孙彦敏, 易惟熙, 李英年. 2007. 高寒草甸土壤有机碳储量和CO_2通量. 中国科学D辑: 地球科学, 37: 553–563

张永强, 唐艳鸿, 姜杰. 2007. 青藏高原草地生态系统土壤有机碳动态特征. 中国科学D辑: 地球科学, 36: 1140–1147

Bi H, Ma J, Wang F. 2015. An improved particle filter algorithm based on ensemble kalman filter and markov chain monte carlo method. IEEE J Sel Top Appl Earth Obser Remote Sens, 8: 447–459

Chen Y Y, Yang K, Tang W J, Qin J, Zhao L. 2012. Parameterizing soil organic carbon's impacts on soil porosity and thermal parameters for Eastern Tibet grasslands. Sci China Earth Sci, 55: 1001–1011

Chen Y Y, Yang K, He J, Qin J, Shi J C, Du J Y, He Q. 2011. Improving land surface temperature modeling for dry land of China. J Geophys Res, 116: D20104

Chen Y Y, Yang K, Qin J, Zhao L, Tang W J, Han M L. 2013. Evaluation of AMSR-E retrievals and GLDAS simulations against observations of a soil moisture network on the central Tibetan Plateau. J Geophys Res-Atmos, 118: 4466–4475

Chen Y Y, Yang K, Qin J, Cui Q, Lu H, La Z, Han M L, Tang W J. 2017. Evaluation of SMAP, SMOS, and AMSR2 soil moisture retrievals against observations from two networks on the Tibetan Plateau. J Geophys Res-Atmos, 122: 5780–5792

Corbari C, Mancini M. 2014. Calibration and validation of a distributed energy-water balance model using satellite data of land surface temperature and ground discharge measurements. J Hydrometeorol, 15: 376–392

Corbari C, Mancini M, Li J, Su Z. 2015. Can satellite land surface temperature data be used similarly to river discharge measurements for distributed hydrological model calibration? Hydrol Sci J, 60: 202–217

Dai Y J, Shangguan W, Duan Q Y, Liu B Y, Niu G Y. 2013. Development of a china dataset of soil hydraulic parameters using pedotransfer functions for land surface modeling. J Hydrometeorol, 14: 869–887

Duan Q Y, Gupta V K, Sorooshian S. 1993. Shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization. J Optim Theor Appl, 76: 501–521

Fang J Y , Liu G H , Xu S L. 1996. Soil carbon pool in China and its global significance. J Environ Sci-China, 8: 249–254

FAO/IIASA/ISRIC/ISS-CAS/JRC. 2012. Harmonized World Soil Database (ver. 1.2), FAO, Rome

Gao Y H, Li K, Chen F, Jiang Y S, Lu C G. 2015. Assessing and improving Noah-MP land model simulations for the central Tibetan Plateau. J Geophys Res-Atmos, 120: 9258–9278

Guo D L, Wang H J. 2013. Simulation of permafrost and seasonally frozen ground conditions on the Tibetan Plateau, 1981–2010. J Geophys Res-Atmos, 118: 5216–5230

Gutmann E D, Small E E. 2005. The effect of soil hydraulic properties vs. soil texture in land surface models. Geophys Res Lett, 32: L02402

He J, Yang K. 2011. China Meteorological Forcing Dataset. Third Pole Environment Database, Beijing, China, doi: 10.11888/AtmosphericPhysics.tpe.249369.file

Henderson-Sellers A, Pitman A J, Love P K, Irannejad P, Chen T H. 1995. The project for intercomparison of land surface parameterization schemes (PILPS): Phases 2 and 3. Bull Amer Meteorol Soc, 76: 489–503

Lawrence D M, Slater A G. 2008. Incorporating organic soil into a global climate model. Clim Dyn, 30: 145–160

Liu J G, Xie Z H. 2013. Improving simulation of soil moisture in China using a multiple meteorological forcing ensemble approach. Hydrol Earth Syst Sci, 17: 3355–3369

Liu Y Q, Gupta H V, Sorooshian S, Sastidas L A, Shuttleworth W J. 2005. Constraining land surface and atmospheric parameters of a locally coupled model using observational data. J Hydrometeorol, 6: 156–172

Luo S Q, Fang X W, Lyu S, Zhang Y, Chen B L. 2017. Improving CLM4.5 simulations of land-atmosphere exchange during freeze-thaw processes on the Tibetan Plateau. J Meteorol Res, 31: 916–930

Pinnington E, Quaife T, Black E. 2018. Impact of remotely sensed soil moisture and precipitation on soil moisture prediction in a data assimilation system with the JULES land surface model. Hydrol Earth Syst Sci, 22: 2575–2588

Qin J, Yang K, Lu N, Chen Y Y, Zhao L, Han M L. 2013. Spatial upscaling of in-situ soil moisture measurements based on MODIS-derived apparent thermal inertia. Remote Sens Environ, 138: 1–9

Reynolds C A, Jackson T J, Rawls W J. 2000. Estimating soil water-holding capacities by linking the food and agriculture organization soil map of the world with global pedon databases and continuous

pedotransfer functions. Water Resour Res, 36: 3653–3662

Sellers P J, Randall D A, Collatz G J, Berry J A, Field C B, Dazlich D A, Zhang C, Collelo G D, Bounoua L. 1996. A revised land surface parameterization (SiB2) for atmospheric GCMs. Part I: Model formulation. J Clim, 9: 676–705

Shangguan W, Dai Y J, Liu B Y, Zhu A X, Duan Q Y, Wu L Z, Ji D Y, Ye A Z, Yuan H, Zhang Q, Chen D D, Chen M, Chu J T, Dou Y J, Guo J X, Li H Q, Li J J, Liang L, Liang X, Liu H P, Liu S Y, Miao C Y, Zhang Y Z. 2013. A China data set of soil properties for land surface modeling. J Adv Model Earth Syst, 5: 212–224

Shi J C, Jiang L M, Zhang L X, Chen K S, Wigneron J P, Chanzy A. 2005. A parameterized multifrequency-polarization surface emission model. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 43: 2831–2841

Wang G X, Qian J, Cheng G D, Lai Y M. 2002. Soil organic carbon pool of grassland soils on the Qinghai-Tibetan Plateau and its global implication. Sci Total Environ, 291: 207–217

Yang K, Qin J, Zhao L, Chen Y Y, Tang W J, Han M L, La Z, Chen Z Q, Lv L, Ding B H, Wu H, Lin L G. 2013. A multiscale soil moisture and freeze-thaw monitoring network on the Third Pole. Bull Amer Meteorol Soc, 94: 1907–1916

Yang K, Watanabe T, Koike T, Li X, Fuji H, Tamagawa K, Ma Y M, Ishikawa H. 2007. Auto-calibration system developed to assimilate AMSR-E data into a land surface model for estimating soil moisture and the surface energy budget. J Meteorol Soc Jpn, 85A: 229–242

Yang K, Koike T, Ye B, Luis B. 2005. Inverse analysis of the role of soil vertical heterogeneity in controlling surface soil state and energy partition. J Geophys Res, 110: D08101

Yang K, Koike T, Kaihotsu I, Qin J. 2009. Validation of a dual-pass microwave land data assimilation system for estimating surface soil moisture in semiarid regions. J Hydrometeorol, 10: 780–793

Yang K, Zhu L, Chen Y Y, Zhao L, Qin J, Lu H, Tang W J, Ding B H, Fang N. 2016. Land surface model calibration through microwave data assimilation for improving soil moisture simulations. J Hydrol, 533: 266–276

Yang Y H, Fang J Y, Tang Y H, Ji C J, Zheng C Y, He J S, Zhu B. 2008. Storage, patterns and controls of soil organic carbon in the Tibetan grasslands. Glob Change Biol, 14: 1592–1599

Yang Y H, Fang J Y, Pete S, Tang Y H, Chen A P, Ji C J, Hu H F, Rao S, Tan K, He J S. 2009. Changes in topsoil carbon stock in the Tibetan grasslands between the 1980s and 2004. Glob Change Biol, 15: 2723–2729

Zeng J Y, Li Z, Chen Q, Bi H Y, Qiu J X, Zou P F. 2015. Evaluation of remotely sensed and reanalysis soil moisture products over the Tibetan Plateau using *in-situ* observations. Remote Sens Environ, 163: 91–110

Zhao L, Yang K, Qin J, Chen Y Y, Tang W J, Montzka C, Lu H, Lin C G, Han M L, Vereecken H. 2013. Spatiotemporal analysis of soil moisture observations within a Tibetan mesoscale area and its implication to regional soil moisture measurements. J Hydrol, 482: 92–104

Zhao L, Yang K, Qin J, Chen Y Y, Tang W J, Lu H, Yang Z L. 2014. The scale-dependence of SMOS soil moisture accuracy and its improvement through land data assimilation in the central Tibetan Plateau. Remote Sens Environ, 152: 345–355

(责任编委: 陈建徽)