

李文耀, 魏楠, 黄丽娜, 等. 2020. 土壤数据集对全球陆面过程模拟的影响 [J]. 气候与环境研究, 25(5): 555–574. LI Wenyao, WEI Nan, HUANG Lina, et al. 2020. Impact of Soil Datasets on the Global Simulation of Land Surface Processes [J]. Climatic and Environmental Research (in Chinese), 25 (5): 555–574. doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2020.20025

土壤数据集对全球陆面过程模拟的影响

李文耀^{1, 2, 3} 魏楠^{1, 2, 3} 黄丽娜^{1, 2, 3} 上官微^{1, 2, 3}

1 中山大学大气科学学院, 广东珠海 519000

2 广东省气候变化与自然灾害研究重点实验室, 广州 510275

3 南方海洋科学与工程广东实验室(珠海), 广东珠海 519000

摘 要 基于通用陆面模式(Common Land Model, CoLM), 首次评估了两套最新的全球土壤数据集 GSDE (Global Soil Dataset for Earth System Model) 和 SG (SoilGrids) 对全球陆面过程模拟的影响。比较分析了两套数据中砂粒、粘粒、砾石、有机碳的含量和容重这五个土壤属性在全球分布上的差异以及这种差异造成的对模式估计的土壤特性参数、水力热力变量的影响。结果表明, 土壤特性参数在全球的空间分布主要受土壤粒径分布(砂粒、粉粒和粘粒)影响, 同时也受砾石、有机碳和容重的影响。土壤资料对全球模拟结果影响主要体现在区域差异, 对水文学变量的影响(R_e 最大达到 $\pm 100\%$)大于对土壤热力学变量的影响($R_e < \pm 10\%$), 对地表辐射变量的影响较小($R_e < \pm 5\%$)。其中, 土壤体积含水量在加拿大中部及西北部、俄罗斯东南部及中西部和澳大利亚中部地区模拟结果相差较大, 总径流在低纬地区模拟结果出现较大的差异, 热力学变量在非洲北部、加拿大西北部以及俄罗斯中北部的差异稍大。将模拟的土壤体积含水量与站点观测相比, 两套数据的表现接近, 与站点观测相比都存在一定的偏差, 但 SG 更接近观测, 其中在 Molly Caren 站点($39^\circ 57'N$, $83^\circ 27'W$)上 SG 相比 GSDE 整体提高约 0.01~0.02。本研究表明, 模式模拟结果受不同土壤数据集的影响显著, 可优先考虑诸如 SG 较准确的土壤数据。土壤属性对陆面模拟的影响需进一步研究。

关键词 土壤属性 土壤数据 陆面模式 土壤特性参数 土壤体积含水量

文章编号 1006-9585(2020)05-0555-20

中图分类号 P461.4

文献标识码 A

doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2020.20025

Impact of Soil Datasets on the Global Simulation of Land Surface Processes

LI Wenyao^{1, 2, 3}, WEI Nan^{1, 2, 3}, HUANG Lina^{1, 2, 3}, and SHANGGUAN Wei^{1, 2, 3}

1 Studies School of Atmosphere Science, Sun Yat-sen University, Zhuhai, Guangdong Province 519000

2 Guangdong Province Key Laboratory for Climate Change and Natural Disaster, Guangzhou 510275

3 Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory (Zhuhai), Zhuhai, Guangdong Province 519000

Abstract This study aims to evaluate the effect of two, new, global soil datasets on global land surface simulation, based for the first time on the Common Land Model (CoLM). The effects of the two soil datasets, namely GSDE (Global Soil Dataset for Earth System Model) and Soil Grids (SG), on the model simulation results were studied. The differences between these two data sets were compared and analyzed for five soil properties, namely sand, clay, gravel, organic

收稿日期 2020-03-04; 网络预出版日期 2020-05-08

作者简介 李文耀, 女, 1994 年出生, 硕士研究生, 主要从事陆面模式的研究。E-mail: liwy94@163.com

通讯作者 上官微, E-mail: shgwei@mail.sysu.edu.cn

资助项目 国家自然科学基金项目 41975122、41575072、U1811464, 国家重点基础研究发展计划项目 2017YFA0604303, 中央高校基本科研业务费专项资金

Funded by National Natural Science Foundation of China (Grants 41975122, 41575072, and U1811464), National Key Basic Research and Development Program of China (Grant 2017YFA0604303), the Fundamental Research Funds for the Central Universities

carbon, and bulk density, and the impact, caused by those differences, on the estimated soil characteristic parameters as well as the hydraulic and thermal variables in the model were discussed. The results show that the global spatial distribution of soil characteristic parameters is mainly influenced by soil particle size distribution (sand, silt, and clay), and also by gravel, organic matter, and bulk density. The effect of the soil datasets on the global simulation varies across different regions. Their effect on the hydrological variables (the maximum value of R_e is $\pm 100\%$) is greater than that on the soil thermodynamic variables ($R_e < \pm 10\%$) and on the surface radiation variables ($R_e < \pm 5\%$). The soil volumetric water content in central and northwest Canada, southeastern Russia, and midwest and central Australia is quite different, and the total runoff in low latitudes area shows great variance. Thermal variables show some differences in northern Africa, northwestern Canada, and north-central Russia. Comparing the simulated soil moisture with site observations, the performance of the two datasets is similar and there is a certain deviation from the site observations. More specifically, the values based on the SG data are closer to the observation values. The results show that there is an increase of about 0.01 to 0.02 using the SG data compared with the GSDE data at the Molly Caren site. This study shows that the model simulation results are significantly affected by different datasets and that soil data with higher accuracy, such as the SG data, are preferable for model use. Further studies on the effect of soil properties on land surface modeling are required.

Keywords Soil property, Soil data, Land surface model, Soil characteristic parameter, Soil volume moisture

1 引言

陆面过程是地球系统中的一个重要分支,它包含生物地球物理、化学、生态等过程。陆面模式为地球模式系统提供了天气、气候模拟的边界条件,因此陆面过程的准确模拟对天气和气候的模拟有着重要影响。模式需要土壤数据作为输入,再利用土壤数据计算出土壤水力、热力属性参数,从而模拟土壤水热过程。

土壤是由固体、液体、气体共同组成,其中固体部分是由不同大小的颗粒按不同比例组成。土壤颗粒按照粒径大小可分为砾石、砂粒、粉粒、粘粒 4 大类,每个类别的粒级划分标准在世界各国也存在差异。本文使用的 CoLM (Common Land Model) 模式中使用的是美国制分类方案(孙菽芬, 2005),即:粒径小于 0.002 mm 的粒子为粘粒,0.002~0.05 mm 为粉粒,0.05~2 mm 为砂粒,大于 2 mm 为砾石。土壤质地类型由砂粒、粘粒和粉粒这三种粒子在土壤中所占的质量百分比来确定。

不同陆面模式输入的土壤属性数据不相同,其中土壤质地数据有两种不同方式。一种是土壤质地分类的方式,根据砂粒、粘粒、粉粒 3 种粒子含量所占的百分比参考土壤质地三角形,将其分为 12 种类别,采用该方式的模式包括 Mosaic (Koster and Suarez, 1992)、SiB (Sellers et al., 1996)、CABLE2.0 (Kowalczyk et al., 2013)、HTESSEL (Orth et al., 2016) 和 GFDL ESM (Zhao et al., 2018) 等。另一种是按粒级百分比的方式,通常是

砂粒、粘粒、粉粒的百分比。采用该方式的模式包括 CTEM (Arora et al., 2009)、Noah (Chen and Dudhia, 2001)、Noah-MP (Niu et al., 2011)、BCC-AVIM1.1 (Wu et al., 2014)、JULES (Best et al., 2011) 和 CLM3.0 (Global Soil Data Task, 2000) 等。Dai et al. (2013) 利用土壤数据根据土壤转换函数发展了一套针对中国区域陆面模拟的土壤水力参数集,发现这套参数集比根据土壤质地分类查找表得到的结果更能反映其空间异质性。近来,有一些地球系统模式和气候模式如 CNRM-CM5 (Le Moigne, 2018)、CESM 还增加了有机质含量作为输入。除了以上 4 种土壤属性,CoLM 还加入了砾石和容重 (Dai et al., 2013),这也是目前唯一一个加入了基于观测的砾石的陆面模式。

到目前为止,全球的土壤数据集已发展了多套,并在陆面模式中得到应用。Dai et al. (2019a) 详细总结了地球系统模式中所使用土壤数据的现状。模式中最常用的土壤数据来源于 FAO (Food and Agriculture Organization),该数据集分辨率为 5'。但是由于这些数据集大多采用有限的土壤剖面点和粗分辨率的土壤图,要提高模式模拟的能力应当用更新的数据集替代。最近发展的两套数据集 HWSD (Harmonized World Soil Database) 和 GSDE 已在模式中得到应用。两者分辨率均为 30",HWSD 在 JULES (Best et al., 2011) 等模式中有所应用,GSDE 则应用在 CoLM2014 中 (Shangguan et al., 2014)。最新发展的数据还有 WISE30sec (Batjes, 2016) 和 SoilGrids (Hengl et al., 2017) 等,但尚

未在陆面模式中运用。Dai et al. (2019a) 研究表明, 这些数据的准确性从高到低依次是 SoilGrids、GSDE、IGBP (International Geosphere-Biosphere Programme)、WISE30sec、HWSD 和 FAO。已有研究者在陆面水热循环模拟中对不同土壤质地的敏感性做了相关的研究, 这种敏感性属于物理问题范畴, 它与模式所采用的参数化方案有关。梁晓和戴永久 (2008) 基于 CoLM 研究了模式对土壤质地和亮度的敏感性, 发现模拟的热通量对土壤质地和亮度都比较敏感, 而水文过程只对土壤质地敏感。Li et al. (2017) 评估了 CoLM 在模拟水和能量收支上的表现, 比较发现 CoLM2014 较 CoLM2005 更稳定, 误差大小相对一致。并且指出这种一致性部分归因于 CoLM2014 中加入了更多的土壤属性 (如土壤有机碳含量)。何媛等 (2017) 基于 CLM4.0 得出对黄河源区模拟的土壤湿度受陆面数据集中土壤有机质和土壤质地数据影响较大, 土壤粘粒百分比越大土壤湿度值就越大。陆面数据集中土壤有机质及土壤质地数据的质量是影响 CLM4.0 模拟结果质量的关键因子之一。也有研究者对不同数据集在不同模式中的表现进行了评估。这种对于数据集的敏感性是基于物理过程即模式所采用的参数化方案为基础所产生的。吴龙刚等 (2014) 用 CLM3.5 模式模拟了基于 FAO 和 SNSS 两套数据集的试验, 结果表明基于 SNSS 的土壤质地数据可以有效地改进模式模拟中国区域的土壤湿度的结果, 与站点观测相比更加接近。Livneh et al. (2015) 基于 FAO 和 STATSGO2 两套数据用中尺度水文模型评估了土壤质地特性对水文通量的影响, 表明了模式对土壤数据集的不同选择可导致不确定性。Dy and Fung (2016) 利用 GSDE 数据更新了 WRF 模式的土壤数据, 提高了近地表温度和相对湿度的预测。Zheng and Yang (2016) 用 Noah-MP 陆面模型, 评估了 FAO 和 GSDE 两套土壤质地数据对区域陆地水循环模拟的影响, 结果表明砂质土壤水分较低, 蒸散量较低, 地下径流较高, 洪涝强度也受输入土壤类型的影响较大。Kearney and Maino (2018) 将数字土壤制图方法生成的新一代土壤数据 (HWSD1.21 和 STATSGO2) 加入气候模型 GEOS-5, 改进了澳大利亚土壤水分的精细时空分辨率模拟。

以上这些研究都是基于区域尺度上进行的, 在全球尺度上土壤数据集对模式模拟效果的影响目前

还没有很好的研究, 特别是最近发展的两套高质量的土壤数据集 GSDE 和 SoilGrids。虽然 GSDE 已经应用在 CoLM2014 中, 但还未评估其对陆面模式的影响, 而 SoilGrids 还未应用到陆面模式中且未评估其对陆面模拟的影响。因此, 本研究选取了 SoilGrids 和 GSDE 作为 CoLM 的输入开展研究: 采用的土壤属性数据包括砂粒、粘粒、砾石、有机碳和容重; 比较了 GSDE 和 SoilGrids 这两套数据的差别和由此导致的土壤特性参数的差异, 并进一步研究了土壤数据集对全球范围内陆面过程模拟的影响。最后, 用站点观测的土壤体积含水量对模拟结果进行了验证, 基于观测的气象强迫和土壤体积含水量来分析比较两套数据的相应模拟结果, 并分析其误差来源。

2 陆面模式与土壤数据集

2.1 CoLM 模式

通用陆面模式 CoLM (Dai et al., 2001, 2003, 2004) 是由 CLM (Community Land Model) 1999 年最初版本发展而来的, 早期的陆面模式 NCAR LSM (Bonan, 1996)、IAP94 (Dai and Zeng, 1997)、BATS (Dickinson et al., 1993) 是通用陆面模式的 3 个蓝本模式, 2004 年重命名为 CoLM, 并于 2014 年发布了 CoLM2014 版本。CoLM2014 在 CoLM 版本的基础上增加和改进了各个分量模式如湖泊模块, 包括加入了更多的土壤属性信息 (包括有机质、砾石含量和容重), 优化了土壤水力、热力参数的计算方案 (采用多个土壤转换函数的集合平均), 整体上提高了模式的精度和稳定性。CoLM 作为陆面分量模块已被许多气候模式耦合采用, 例如, 与中国科学院大气物理研究所 9 层气候模式 (IAP9L) 的 IAP 大气—植被耦合模式 (刘少锋等, 2009), 与北京师范大学地球系统模式 (BNU-ESM) 的耦合 (Ji et al., 2014), 与中国气象局地球系统模式 (CAS-ESM) 的耦合 (Zhu et al., 2018; 周广庆等, 2020) 及与 GRAPES 的耦合应用 (Yang and Shen, 2011)、GRAPES-GFS 全球中期预报系统 (沈学顺等, 2017)。刘少锋和林朝晖 (2005) 基于通用陆面模式对东亚 3 种典型下垫面进行了验证试验, 结果表明, 除感热通量外, 模拟的其他能量通量的变化均与观测实况比较一致, 高原下垫面的地表气温、土壤温度以及淮河流域森林

下垫面的各能量通量, 模拟结果都较好。Zhang et al. (2017) 对 CoLM 的评估表明 CoLM 有良好的模拟结果。Li et al. (2017) 对比了 CoLM2005 和 CoLM2014 的表现, 发现 CoLM2014 相对于 CoLM2005 在对全球水分和能量收支上有显著改进。Zhang et al. (2017)、戴永久等 (2018)、Dai et al. (2019b, 2019c) 关于 CoLM 的评估和新版本的改进做了详细说明。CoLM 考虑了各种物理、化学和生化过程, 包括土壤热力过程、陆面水文过程、辐射传输过程和光合作用过程等, 它既可与气候模式或地球系统模式进行耦合, 也可离线运行。在 CoLM 中, 地面以上为一层植被和最多 5 层的积雪层, 地面以下则为 10 层土壤, 因观测数据集仅提供模式前八层的数据, 因此最深的两层采用的是第八层的土壤参数。每层土壤下界的深度依次为 1.75 cm、4.51 cm、9.06 cm、16.55 cm、28.91 cm、49.29 cm、82.89 cm 和 138.28 cm。

模式所需要的陆面基础数据包括地表覆盖类型 (USGS 分类的 24 种植被类型)、土壤基础数据、树高和叶面积指数等属性数据。其中土壤基础数据包括砂粒、粉粒、粘粒、砾石、有机质、容重和土壤颜色等。容重是指单位容积原状土壤的质量 (风干), 一般在 $1200 \sim 1400 \text{ kg/m}^3$ 。土壤容重跟土壤组成有关, 能反映土壤疏松程度, 土壤越疏松, 容重越低。模式中的土壤水力和热力特性参数都由土壤基础属性通过土壤转换函数计算得到, 共有 8 个, 包括饱和导水率、孔隙大小分布指数、饱和土壤基质势、土壤饱和含水量、土壤体积热容量、固体土壤的导热率、土壤含水但水分未冻结的导热率及土壤水全部冻结的土壤导热率。模式中水力参数方案是基于 Clapp and Hornberger (1978) 提出的经验参数方案:

$$\psi = \psi_s \left(\frac{\theta}{\theta_s} \right)^{-\lambda^{-1}}, \psi \leq \psi_i \quad (1)$$

$$K(\theta) = K_s \left(\frac{\theta}{\theta_s} \right)^{3 + \frac{2}{\lambda}}, \quad (2)$$

其中, θ 为土壤含水量, θ_s 为饱和含水量, ψ 为土壤基质势, ψ_s 为饱和土壤基质势, ψ_i 为土壤水分特征曲线 (土壤基质势和含水量之间的关系曲线) 的拐点处土壤基质势的值, λ 为孔隙大小分布指数, K_s 为饱和导水率。饱和土壤含水量即土壤孔隙度, 是指单位容积土壤基模 (固体土壤) 中孔隙所占的

容积分数。基质势为单位质量土壤基质 (土壤固体部分) 所具有吸持水分的能量, 表示土壤基质吸持水的能力, 是由于土壤基模对水的吸附作用和土壤孔隙对水的毛管作用之和而产生的对土壤水的负压力。孔隙大小分布指数是有效饱和度和吸力双对数曲线的斜率, 数值越大, 表示孔隙尺寸的分布范围越窄, 孔隙越均匀。它决定了土壤水势和土壤含水量的关系。饱和导水率是土壤水饱和时, 在单位水势梯度下、单位时间内通过单位面积的水量。CH 函数用于描述土壤含水量和土壤水势之间的关系, 结合 Richards 方程定量计算土壤中的水分含量, 反映土壤持水的基本特性。土壤热力特性参数有土壤体积热容量和土壤导热率。土壤体积热容量是指单位体积的土壤, 温度变化 1 K 所需要吸收或放出的热量, 反映了土壤的热性质。土壤导热率是温度梯度为 1 K/m 时, 单位时间内土壤穿过单位截面积的热量。它表示土壤传递热量的能力, 决定于土壤各组成成分及其比例。在模式中, 固体土壤的导热率计算公式为

$$k_s = k_g^a k_o^b k_m^c, \quad (3)$$

其中, k_g 、 k_o 、 k_m 分别为砾石、有机质、矿物质的导热率, a 、 b 、 c 分别为砾石、有机质、矿物质的体积分数。因此, 土壤导热率与砾石、有机质和矿物质颗粒 (砂粒、粘粒、粉粒) 的含量有关。

2.2 土壤数据集

本文采用了 SG 和 GSDE 两套土壤数据集。GSDE 由中山大学陆气相互作用研究小组研究发展, 是 CoLM2014 模式中默认的土壤输入数据, 共 8 层, 分辨率为 1 km (该数据的下载网址为 <http://globalchange.bnu.edu.cn/research/soilw> [2019-03-14])。每层深度分别为 4.5 cm、9.1 cm、16.6 cm、28.9 cm、49.3 cm、82.9 cm、138.3 cm 和 229.6 cm。SG 由国际土壤参考信息中心 (ISRIC) 研究发展, 共 6 层, 每层深度分别为 5 cm、15 cm、30 cm、60 cm、100 cm 和 200 cm, 分辨率为 250 m (该数据的下载网址为 <https://www.soilgrids.org> [2019-10-10])。SG 较 GSDE 在空间上要更连续, 分辨率和准确度也更高。除了分辨率的不同, 两个数据集在数据来源和生成方法上也是不同的。GSDE 是基于世界、区域和国家的土壤图和土壤剖面数据库, 使用连接法 (即土壤类别转换规则方法, 假设每个土壤类型的土壤属性接近) 生成的 (Shangguan et al., 2014)。SG 则

是利用机器学习方法(假设土壤属性随环境协变量连续变化),通过建立全球土壤剖面观测与土壤相关协变量之间关系的数字土壤制图方法所得(Hengl et al., 2017)。由于数据来源和生成方法的不同,两套数据的空间分布有较大差别,SG 较 GSDE 在空间上要更连续。以上数据集采用的两种方法都有其合理性,但土壤的变化主要还是连续的。GSDE 数据所用的连接法主要依赖于所使用的土壤分类图的准确性,而世界上有相当一部分区域并不存在高分辨率的土壤分类图。由于 SG 采用的数字土壤制图方法除考虑土壤类别信息外,还利用了气候、地形、地质、植被、土地利用等与土壤属性相关的环境信息,因而成为目前的主流土壤制图方法(Arrouays et al., 2017)。这两套土壤数据集提供了除土壤颜色外模式所需的土壤属性:砂粒、粉粒、粘粒、砾石、有机质和容重。

由于 SG 的层数与模式中分层不匹配,采用了深度加权的方法对土壤数据的分层进行标准化,将 SG 的 6 层转化为模式的 8 层。另一方面,为便于比较将土壤数据集和模式输出结果均通过深度加权方法转化为 0~30 cm 和 30~100 cm 两个层次。

3 方法及试验设计

3.1 全球试验

用 CoLM 模式在全球范围内进行了两组比较试验,一组是基于 SG 数据集的 CoLM-SG 试验,另一组是基于 GSDE 数据集的 CoLM-GSDE 试验。试验中采用的大气强迫场资料是 CoLM 中可用的驱动数据资料之一 CRUNCEP。CRUNCEP 是基于 CRU-TS3.2 观测数据和 NCEP/NCAR 再分析数据集组合的逐 6 小时全球数据集,是陆面模式公认的驱动数据集之一,其精度较高,空间分辨率为 0.5° (纬度) $\times 0.5^\circ$ (经度),覆盖时间跨度为 1980 年 1 月至 2010 年 12 月,满足本研究试验所需的时空分辨率要求。CRUNCEP 数据的下载和更多细节可参考 http://www.cesm.ucar.edu/models/cesm1.2/clm/clm_forcingdata_esg.htm[2019-03-14]。将 CoLM 模式设置为按月输出,空间分辨率为 0.5° (纬度) $\times 0.5^\circ$ (经度),模式运行的时间为 2000 年 1 月至 2010 年 12 月。大气强迫变量包括海平面气压、气温、风速、相对湿度、入射太阳辐射和降水量。针对所要研究的状态变量,模式初始

化时将总径流、感热通量、潜热通量、地表反照率和吸收的太阳辐射均设置为 0;土壤体积含水量的初始值与有效孔隙度(土壤孔隙度减去冰的体积含量)和在水分平衡前提下液态水含量的值有关,取二者的最小值作为初始值。试验中,选取 2000~2005 年作为模式的起转时间,使模式达到平衡态。陆面模式的平衡状态是指模式从初始状态开始运行一定时间后,各个状态变量通过相互作用达到的协调稳定的状态,是一种动态平衡。具体表现为:模式中所有状态变量在没有外强迫突变的情况下,呈现出平稳或周期性变化的状态,质量与能量的输入输出达到稳态,即模式达到了平衡状态。已有研究表明,对于草地垫面,模式达到平衡态所需的时间(spin-up 时间)通常为 1~6 a。这里以位于热带多雨带的格点(0° , 20°E)的第一层土壤体积含水量和地表温度两个物理量为例说明。如图 1 所示,由于初始化比较接近自然状态,这两个变量在一年之内就已经达到平衡了,这说明本文选择的 5 a 时间,已经可以使模式达到充分平衡。

本文比较了 2006~2010 年的平均土壤热力水力学变量。为了反映各个参数和变量在两组模拟试验中的空间差异情况,定义了一个相对变化量来表示各个参数变量在两组数据试验中的差异:

$$R_e = \frac{C_{sg} - C_{gsde}}{C_{gsde}} \times 100\%, \quad (4)$$

其中, C_{sg} 表示 CoLM-SG 试验的参数或输出变量, C_{gsde} 表示 CoLM-GSDE 试验的参数或输出变量。采用反映两套数据差异、土壤特性参数差异、土壤水力热力变量差异的定量统计结果:平均值、标准差、相关系数和两套数据平均值的相对变化量 R_e 来说明数据的大体水平和离散程度以及两套数据之间、两组试验结果之间的差异,研究比较的土壤特性参数包括土壤饱和含水量、孔隙大小分布指数、饱和土壤基质势、饱和导水率、土壤热容量和土壤导热率。土壤水力热力变量包括土壤体积含水量、总径流、感热通量、潜热通量以及辐射变量地表反照率和地表吸收的太阳辐射。

3.2 单点试验

为了检验模式的模拟效果,选取了国际土壤湿度网络(International Soil Moisture Network, ISMN)的站点观测数据来比较,该数据的下载网址为 https://www.geo.tuwien.ac.at/insitu/data_viewer/[2019-12-01]。基于观测的气象强迫和土壤体积含水量分析

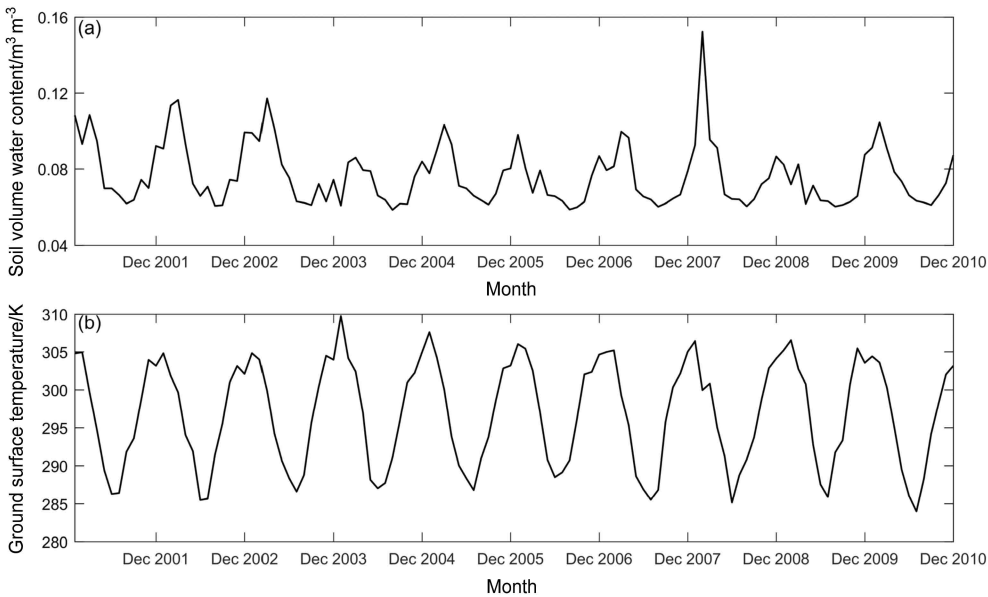


图 1 2001 年 1 月至 2010 年 12 月网格点 (0°, 20°E) 月平均的 (a) 土壤体积含水量和 (b) 地表温度
Fig. 1 Monthly average (a) soil volume water content and (b) ground surface temperature at the grid (0°, 20°E) from Jan 2001 to Dec 2010

比较两套数据的相应模拟结果。选择这个网站的数据来做验证是因为和其他的站点数据相比它有详细并且足够深的土壤分层信息，方便量化对比。虽然该数据集包含全球各大洲的站点，其中北美和欧洲的站点密度最高，但是各站点的数据可获取的时间和变量是不统一的。根据实际情况，就所有包含的时间长度和信息完整程度来说满足本试验要求的北美洲站点居多。因此，本文选择了北美地区的 Molly Caren (Mol) 和 Mahantango Ck (Mah) 两个站点 (表 1)。

这两个站点所处的地理位置都是降水比较充沛且都提供了比较深层和详细的土壤信息。站点提供的逐小时降水、风速、短波辐射、温度、湿度、气压和长波辐射作为大气要素驱动陆面模式。因为这些站点缺少海平面气压数据，在试验中采用欧洲中心 ERA5 (<https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/home>[2019-07-12]) 的海平面气压数据 (<https://cds.climate.copernicus.eu/#!/search?text=ERA5&type=dataset>[2019-11-02])。除此之外，还用到站点的土壤

质地数据。本研究针对所选取的北美地区的两个站点，进行了 3 组模拟：一组基于 GSDE 土壤数据集，另一组基于 SG 土壤数据集，第三组基于站点提供的土壤属性数据。将模式模拟的土壤体积含水量与相应站点所观测的土壤体积含水量进行比较验证。采用的统计量有相关系数 Corr、均方根误差 RMSE、绝对误差 MAE 和解释方差 R^2 。

4 土壤数据集和土壤特性参数的差别

4.1 土壤数据集差别分析

表 2 是两套数据在全球区域土壤属性的平均值、标准差、相关系数和平均值的相对变化量 R_e 。除 SG 的有机碳的平均值相对于 GSDE 有较大的高估外，其余土壤属性的平均值较为接近。而 GSDE 的砂粒、粘粒和砾石含量相对于 SG 有较大的标准差，这意味着这些属性在 GSDE 中有较大的变率。相关系数表明两套数据中砾石的相关性较低，砂粒和粘粒相关性分别约为 0.5 和 0.6，有机碳和容重

表 1 站点基本信息
Table 1 Basic information of the stations

站点	代号	纬度	经度	植被功能类型	所使用站点数据的时间段
Molly Caren	Mol	39°57'N	83°27'W	农田/草地镶嵌	2013~2014年
Mahantango Ck	Mah	40°40'N	76°40'W	草地	2016~2017年

表 2 SG 和 GSDE 两套数据在全球区域土壤属性的平均值、标准差、相关系数和平均值的相对变化量 R_e 。

Table 2 Average values, standard deviations, correlation coefficients, and relative changes R_e of the SG and GSDE datasets in the globe area of soil properties

土壤属性	数据集	平均值	标准差	SG和GSDE的相关系数	SG相对于GSDE的变化量
砂粒	SG	49.22%	16.19%	0.49	-0.4%
	GSDE	49.42%	19.89%		
粘粒	SG	20.99%	8.93%	0.57	9.15%
	GSDE	19.23%	11.68%		
砾石	SG	9.51%	8.37%	0.28	-0.03%
	GSDE	9.51%	10.64%		
有机碳	SG	5.73%	6.76%	0.86	96.23%
	GSDE	2.92%	6.36%		
容重	SG	1250 kg/m ³	220 kg/m ³	0.97	-4.58%
	GSDE	1310 kg/m ³	210 kg/m ³		

注：相关系数均通过显著性检验 ($P < 0.001$)。

的相关性较高。有机碳含量多的时候，容重在很大程度上取决于有机碳的含量，因此二者的相关性比较一致，都较高。

图 2 是 SG 和 GSDE 在 0~30 cm 的砂粒含量

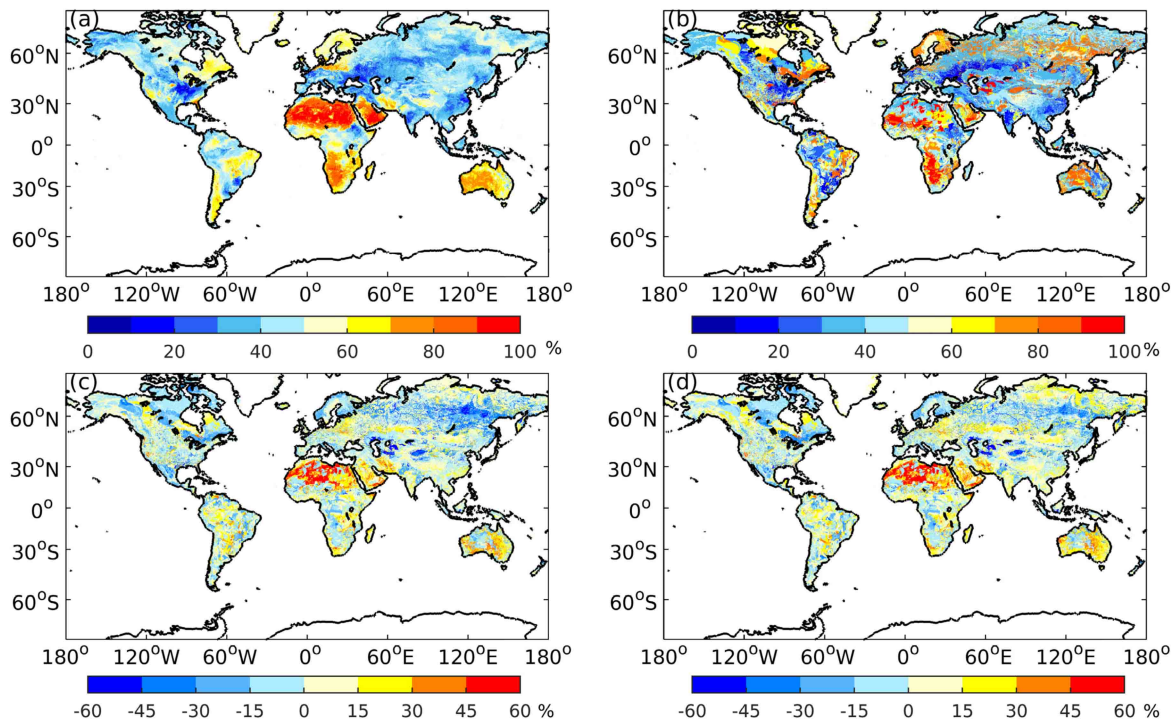


图 2 基于长期观测的数据集 (a) SG 和 (b) GSDE 中 0~30 cm 砂粒含量，SG 和 GSDE 在 (c) 0~30 cm、(d) 30~100 cm 的砂粒含量的差值

Fig. 2 Sand content at 0~30 cm in (a) SG dataset and (b) GSDE dataset, which are both based on long term observations; the difference of sand content between SG dataset and GSDE dataset at (c) 0~30 cm and (d) 30~100 cm

以及两套数据在 0~30 cm 和 30~100 cm 两个层次上差值的空间分布。砂粒的含量在区域尺度上的差别比较明显。尤其是高值区差异较大，两套数据中砂粒在全球平均值都在 49% 左右 (表 2)，非洲北部的撒哈拉沙漠，砂粒含量 SG 比 GSDE 高，达到 75% 以上。欧亚大部分地区砂粒在 25%~50% 左右。和 SG 相比 GSDE 在澳大利亚，美洲东部，俄罗斯和我国青藏高原这些地方砂粒含量要多，达到了 75% 左右。两套数据砂粒在 0~30 cm、和 30~100 cm 两层上的差值空间分布相似。其他土壤属性在两个层次上的情况类似 (图略)。因为土壤属性在垂直方向上变化不大，其差异主要体现在水平分布上，所以本文在研究因土壤属性引起模式模拟水力热力参数的变化时仅考虑了 0~30 cm 模式输出的变量值。

图 3 是 SG 在 0~30 cm 的粘粒和砾石含量以及 SG、GSDE 两套数据在 0~30 cm 的差值空间分布。粘粒在赤道附近的非洲中部地区、印度半岛、东南亚地区含量达到了 30% 以上，中高纬地区含量较低纬度低。图 2c，粘粒在两套数据中的差别比砂粒的差别小，基本在 30% 以内，砂粒则达到

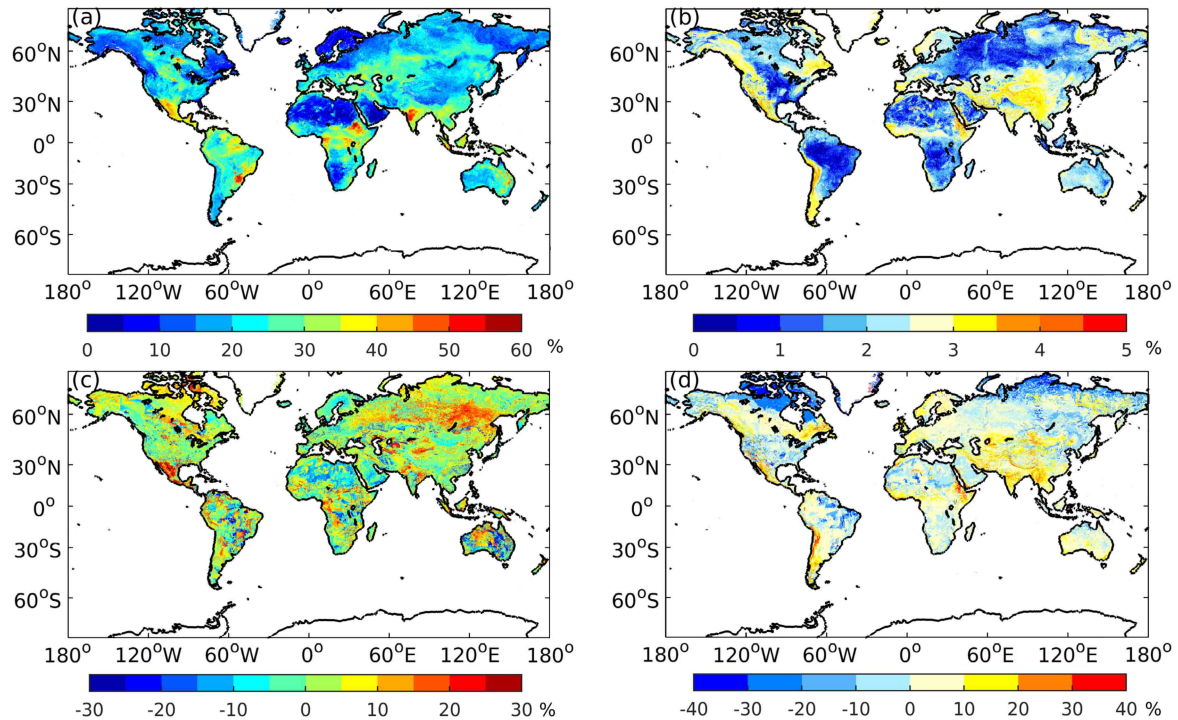


图3 0~30 cm 粘粒含量在 (a) SG 中的值和 (c) SG 与 GSDE 的差值, 砾石含量在 (b) SG 中的值和 (d) SG 与 GSDE 的差值

Fig. 3 Clay content in (a) SG dataset and (c) the difference between SG and GSDE datasets at 0~30 cm; gravel content in (b) SG dataset and (d) the difference between SG and GSDE datasets

60%, 且砂粒含量多的地方对应粘粒含量少。比较明显的俄罗斯中部偏东、我国的青藏高原和墨西哥地区 SG 比 GSDE 粘粒含量多, 达到 15% 左右。砾石是土壤中粒径最粗的粒子, 含量和砂粒粘粒相比要少, 大部分地区在 10% 以下。在加拿大和俄罗斯北部 SG 和 GSDE 相差较大且 GSDE 含量比 SG 多。而在亚洲、美洲西海岸等地区 SG 比 GSDE 多, 在 20% 左右。总体上, GSDE 相对于 SG 也有更多斑块, 如美洲、澳大利亚、俄罗斯的部分地区。这与两套数据集的生成方法有关, GSDE 是基于多边形的土壤图生成的 (Shangguan et al., 2014), 因此在多边形的边界上会出现土壤属性的突然变化。而 SG 则是通过建立站点观测与土壤相关协变量之间关系的数字土壤制图方法所得 (Dai et al., 2019a), 因此土壤属性的变化在水平分布上比较连续的。而实际中土壤属性的变化也以连续为主。

图 4 是 SG 在 0~30 cm 的有机碳含量和容重以及两套数据在 0~30 cm 差值的空间分布。在非洲、澳大利亚这些低纬地区有机碳含量少, 北半球高纬度地区含量则较高。两套数据的差别主要是在北半球高纬地区如加拿大、北欧和俄罗斯, 差别较

大达到了 40%。其余地方差别较小。容重的空间分布与有机碳类似。容重在加拿大和俄罗斯地区有较大的差别, 主要是有机碳造成。有机碳含量少时, 容重主要取决于砂粒、粘粒的含量。有机碳含量较多时, 容重就与有机碳的含量很相关, 甚至由其决定。由于有机质的密度比矿物质密度低很多, 因此有机质越多, 容重越小, 土质越疏松。SG 与 GSDE 差别主要是在北半球的中高纬度地区, 尤其是加拿大中间部分地区, SG 比 GSDE 值大, 差值达到 $500 \sim 1000 \text{ kg/m}^3$ 。

关于两套数据的准确性, Dai et al. (2019a) 使用来自 WoSIS (World Soil Information Service) 的 94441 个土壤剖面数据对两套数据做了系列比较。从相关系数、均方根误差和解释方差统计量来看, SG 比 GSDE 更准确。Dai et al. (2019a) 指出这种评估方法也存在一定的局限性, 首先由于两套数据生成的方法和规则不同, 使其可能不具有可比性; 第二, 两套数据集原始数据的分辨率是不同的, 评估其质量不仅要考虑准确度评估还要结合分辨率。

4.2 土壤特性参数差别分析

表 3 是两组试验结果中全球土壤特性参数的统计量。除饱和导水率外, 其余参数的差异接近 5%

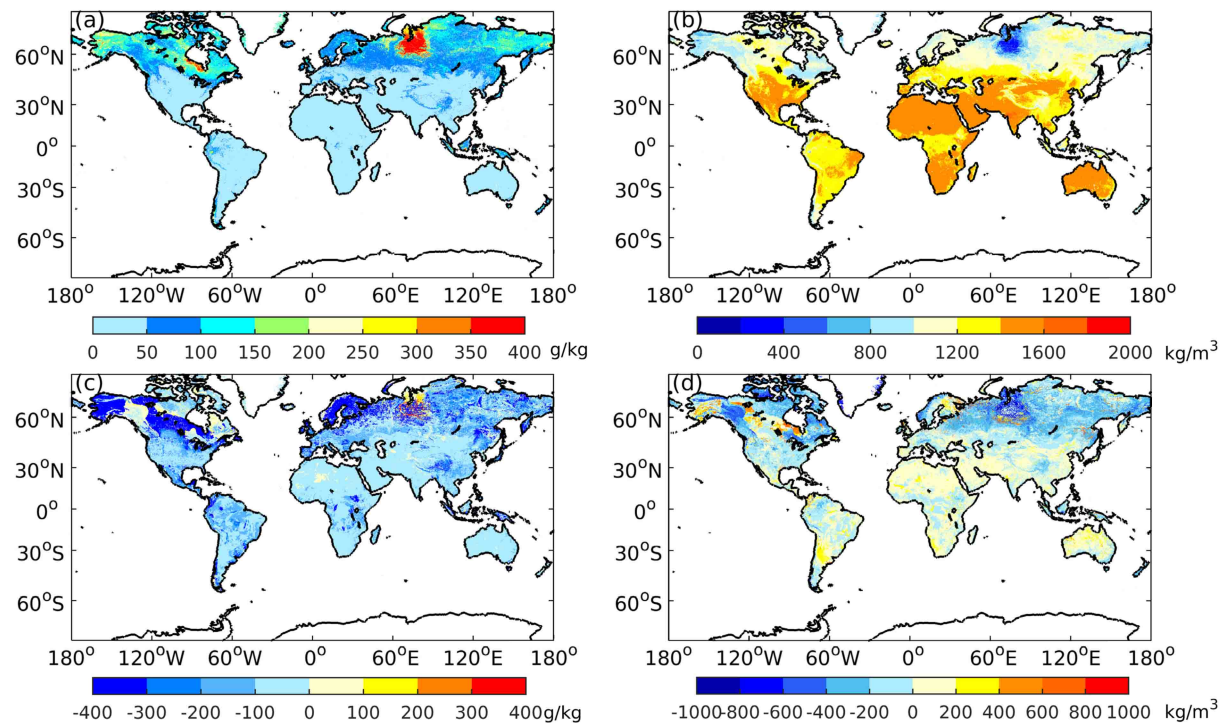


图 4 0~30 cm 有机碳含量在 (a) SG 中的值和 (c) SG 与 GSDE 的差值, 容重在 (b) SG 中的值和 (d) SG 与 GSDE 的差值

Fig. 4 Content of organic carbon in (a) SG dataset and (c) the difference between SG and GSDE datasets at 0–30 cm; the bulk density in (b) SG dataset and (d) the difference between SG and GSDE datasets at 0–30 cm

表 3 CoLM-SG 和 CoLM-GSDE 两组试验的全球土壤特性参数的统计量

Table 3 Statistics of soil characteristic parameters of CoLM-SG and CoLM-GSDE tests

统计量	试验	土壤体积含水量	饱和导水率	孔隙大小分布指数	饱和土壤基质势	土壤体积热容量	饱和土壤导热率
平均值	CoLM-SG	0.27 m ³ m ⁻³	16.54 cm d ⁻¹	0.17	-21.70 cm	1.64 J m ⁻³ K ⁻¹	2.35 W m ⁻¹ K ⁻¹
	CoLM-GSDE	0.28 m ³ m ⁻³	22.44 cm d ⁻¹	0.18	-22.56 cm	1.62 J m ⁻³ K ⁻¹	2.25 W m ⁻¹ K ⁻¹
标准差	CoLM-SG	0.02 m ³ m ⁻³	20.77 cm d ⁻¹	0.04	10.35 cm	0.078 J m ⁻³ K ⁻¹	2.35 W m ⁻¹ K ⁻¹
	CoLM-GSDE	0.09 m ³ m ⁻³	27.06 cm d ⁻¹	0.06	12.32 cm	0.20 J m ⁻³ K ⁻¹	2.25 W m ⁻¹ K ⁻¹
相关系数	CoLM-SG	0.097	0.378	0.128	0.144	0.002	0.425
	CoLM-GSDE						
相对变化量	CoLM-SG	-3.57%	-26.29%	-5.56%	3.81%	0.12%	4.44%
	CoLM-GSDE						

或在 5% 以下。从全球平均来看, CoLM-SG 的导水率比 CoLM-GSDE 低很多, CoLM-SG 中饱和导水率的标准差比 CoLM-GSDE 小, 这是因为模式中计算的饱和导水率受土壤质地、容重、孔隙分布以及有机质含量共同影响, 且在模式由多个集合平均的土壤转换函数中大部分都是指数形式, 因此会将土壤属性的差别放大。两组试验中, 除饱和导水率和孔隙大小分布指数的相关系数稍高外, 其余参数的相关性较低。

图 5 是基于 GSDE 的饱和土壤含水量和饱和

导水率以及相对变化量 R_e 的全球分布。土壤孔隙的大小由土壤颗粒大小以及土壤中有机质含量共同决定, 孔隙度随着粒径的增加而减小。如图 5a 所示, 孔隙度大部分是在 0.2~0.3 之间, GSDE 在阿拉斯加、加拿大部分地区和俄罗斯西西伯利亚平原孔隙度较高达到 0.7, 这部分地区有机碳含量高, 容重小, 土壤疏松, 导致孔隙度较高。两组试验结果, 大部分差值在 0.1 以内, 但相对变化量 R_e 最高达到了 $\pm 80\%$ 以上。 R_e 值最小的地方主要对应 GSDE 中有机质比 SG 多的地方, 例如阿拉斯加、

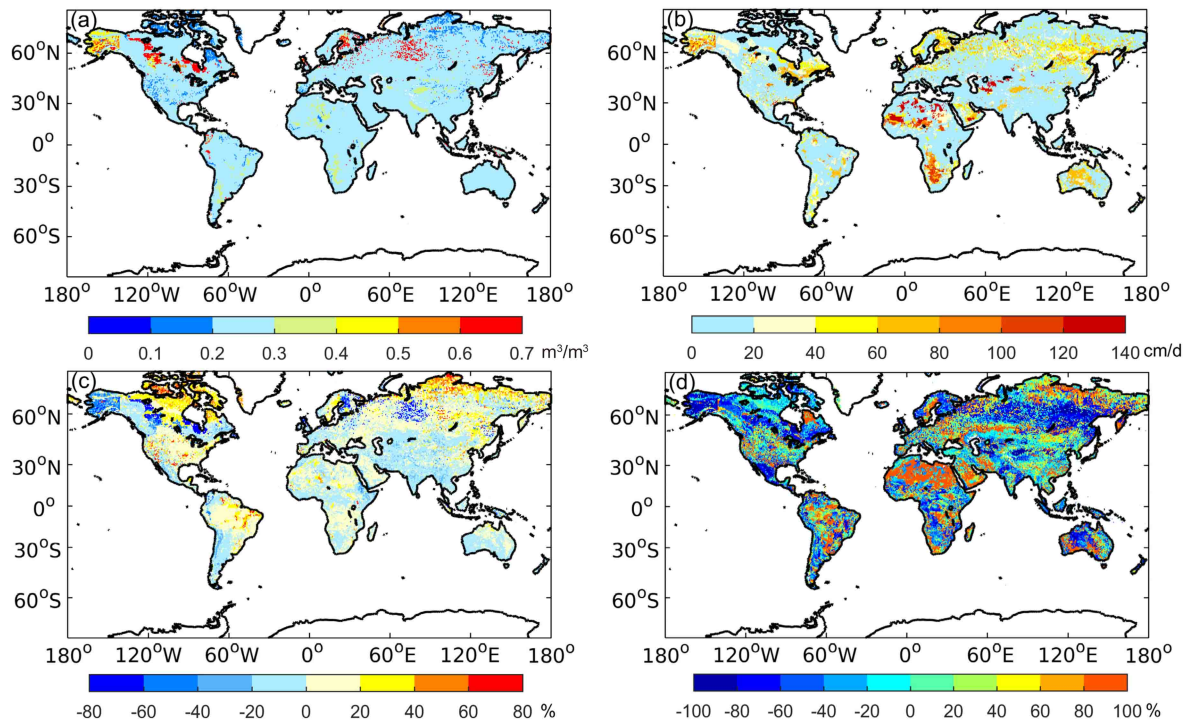


图5 CoLM-GSDE 试验中 0~30 cm (a) 土壤饱和含水量、(b) 饱和导水率, CoLM-SG 试验中 0~30 cm (c) 土壤饱和含水量、(d) 饱和导水率相对于 CoLM-GSDE 的变化

Fig. 5 (a) Saturated moisture content of 0–30 cm in CoLM-GSDE test, (c) saturated moisture content of 0–30 cm in CoLM-SG test relative to CoLM-GSDE test; (b) saturated hydraulic conductivity of 0–30 cm in CoLM-GSDE test; (d) Saturated hydraulic conductivity of 0–30 cm in CoLM-SG test relative to CoLM-GSDE test

加拿大及俄罗斯部分地区, 因为有机质含量多, 土质疏松, 造成孔隙度比 SG 对应的地区小; R_e 大值区主要对应砾石含量 SG 较 GSDE 少的地方, 因为砾石是粒径最大的粒子, 它的含量越多会导致土壤的孔隙度越小。饱和导水率是土壤质地、容重、孔隙分布特征的函数。砂粒粒子较粗, 砂粒含量大, 饱和含水量低。砂质土壤的渗水能力强, 即水力传导率大。质地越细, 导水率越小。因此两组试验的结果, 饱和导水率分布与砂粒含量分布基本一致。饱和导水率由于受土壤质地、容重、孔隙分布以及有机质含量的影响, 其空间变化较大, 在图 5d 中, R_e 超过了 $\pm 100\%$, 且空间上差异很大, 说明土壤属性对它的影响非常大。

图 6 是基于 GSDE 的孔隙大小分布指数和饱和土壤基质势以及相对变化量 R_e 的全球分布。两组试验中, 砂粒含量多的地方都表现出孔隙大小分布指数大。因为砂粒含量多且粒径较粗, 孔隙均匀, 孔隙大小分布指数大, 与砂粒含量分布基本一致。孔隙大小分布指数 λ 在函数关系中是在指数的位置, 所以虽然 R_e 值较小, 大部分在 $\pm 40\%$ 以内, 但是

对土壤基质势的影响却很大。土壤饱和时土壤水势的绝对值小, 而土壤含水量低时土壤水势的绝对值大。为了测量方便, 其单位是厘米长度的量纲。土壤基质势在模式中的计算是与砂粒、粘粒含量直接相关的。如图 6b 所示, 基质势的分布也与砂粒含量分布基本一致, 砂粒含量多的地方饱和土壤基质势值大。土壤水势的绝对值随土壤质地变粗而减小, 饱和基质势值大的地方对应砂粒含量多是因为当砂粒含量多, 饱和含水量少, 土壤基模对水的吸附作用和孔隙对水的毛管作用之和而产生的对土壤的负压力就小。饱和基质势值 R_e 达到了 $\pm 100\%$, 和两套数据砂粒的差值分布图吻合, 说明土壤水势受土壤质地类型影响很大。

土壤体积热容量反映了土壤的热性质, 这种性质与土壤组成成分有关, 除此之外还与土壤孔隙度和土壤含水量有关。在土壤中, 土壤各组分的热容量不同, 其中水的热容量最大, 空气最小, 所以在土壤孔隙度一定的情况下, 土壤含水量越大, 体积热容量就越大, 因而孔隙度和含水量是影响土壤热容量的主导因素。图 7 是 CoLM-GSDE 试验中的

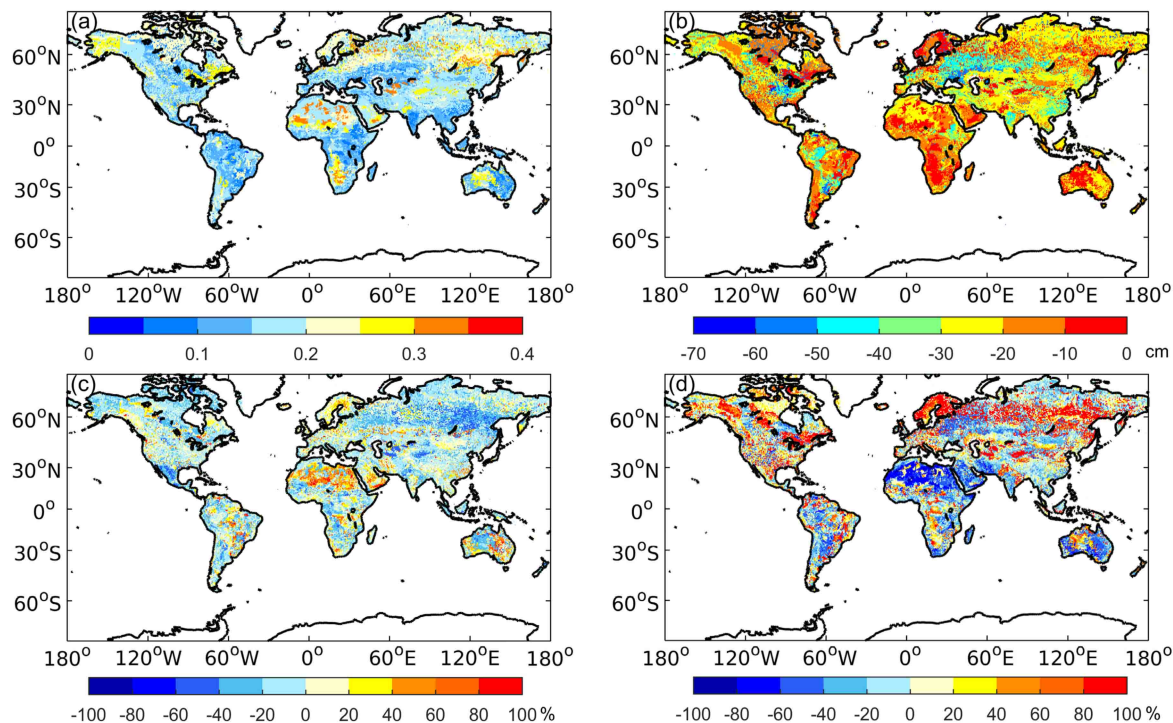


图6 CoLM-GSDE 试验中 0~30 cm (a) 孔隙大小分布指数、(b) 饱和土壤基质势, CoLM-SG 试验中 (c) 孔隙大小分布指数、(d) 饱和土壤基质势相对于 CoLM-GSDE 试验的变化

Fig. 6 (a) Pore size distribution index of 0–30 cm in CoLM-GSDE test, (c) pore size distribution index of 0–30 cm in CoLM-SG test relative to CoLM-GSDE test; (b) matrix potential at saturation of 0–30 cm in CoLM-GSDE test, (d) matrix potential at saturation of 0–30 cm in CoLM-SG test relative to CoLM-GSDE test

土壤体积热容量和饱和土壤导热率以及相对变化量 R_e 的全球分布。如图 7a 所示, 在非洲北部的撒哈拉沙漠和非洲南部地区土壤热容量小, 因为 SG 在这些地区砂粒含量多, 土壤孔隙度小, 土壤含水量也低使得土壤热容量很小。而在加拿大西北部 and 俄罗斯北部由于砾石含量 SG 较 GSDE 多, 孔隙度随着砂粒或砾石含量的增多而减少, 含水量也低, 所以体积热容量小。除了质地的影响, GSDE 在美国的阿拉斯加和加拿大地区, 土壤热容量小, 是因为在这些地区有机碳含量高, 有机质多的土壤易形成团粒结构而导致孔隙度较高, 同时这两个地区的含水量低, 空气含量多, 致使土壤的体积热容量小。两组试验结果在全球的差别大部分在 0.4 以内, R_e 在 $\pm 20\%$ 以内 (图 7c), 差别最大的地区在阿拉斯加和加拿大及俄罗斯部分地区。

土壤导热率不仅与砾石、有机质、和矿物质颗粒 (砂粒、粘粒、粉粒) 的含量有关, 影响它的因子还有土壤孔隙度。孔隙度越小, 土壤越紧密, 土壤颗粒相互接触的面积就越大, 土壤导热性能越好。它还与土壤含水量有关, 土壤含水量越高, 参与热

传导的液相越多, 气相越少, 液体比气体导热率更高, 所以土壤导热率越大。CoLM-SG 试验结果中, 非洲北部撒哈拉沙漠和南部导热率最高, 达到了 $4.5 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$, 主要是跟该地区的砂粒含量高有关。CoLM-GSDE 试验中的结果类似, 如图 7b 所示, 土壤导热率高的地方对应砂粒含量多的地方。导热率低的地方包括阿拉斯加和加拿大地区。这些地区由于有机质含量高, 土壤疏松, 土壤孔隙度较大, 含水量低, 导致导热率小。如图 7d 所示, R_e 在质地差别含量大的非洲、阿拉斯加和加拿大等地的值较大, 达到了 $\pm 80\%$ 。

5 全球试验结果与分析

表 4 是两组试验结果中全球土壤水力、热力和辐射变量的统计量。所有变量的全球平均值和标准差均相差不大。两组试验结果的相关性较高, 除了土壤体积含水量为 0.69 以外, 总径流、感热通量、潜热通量和辐射变量结果的相关性达到了 0.99。从全球平均和两个试验结果的相关性统计量来看, 对

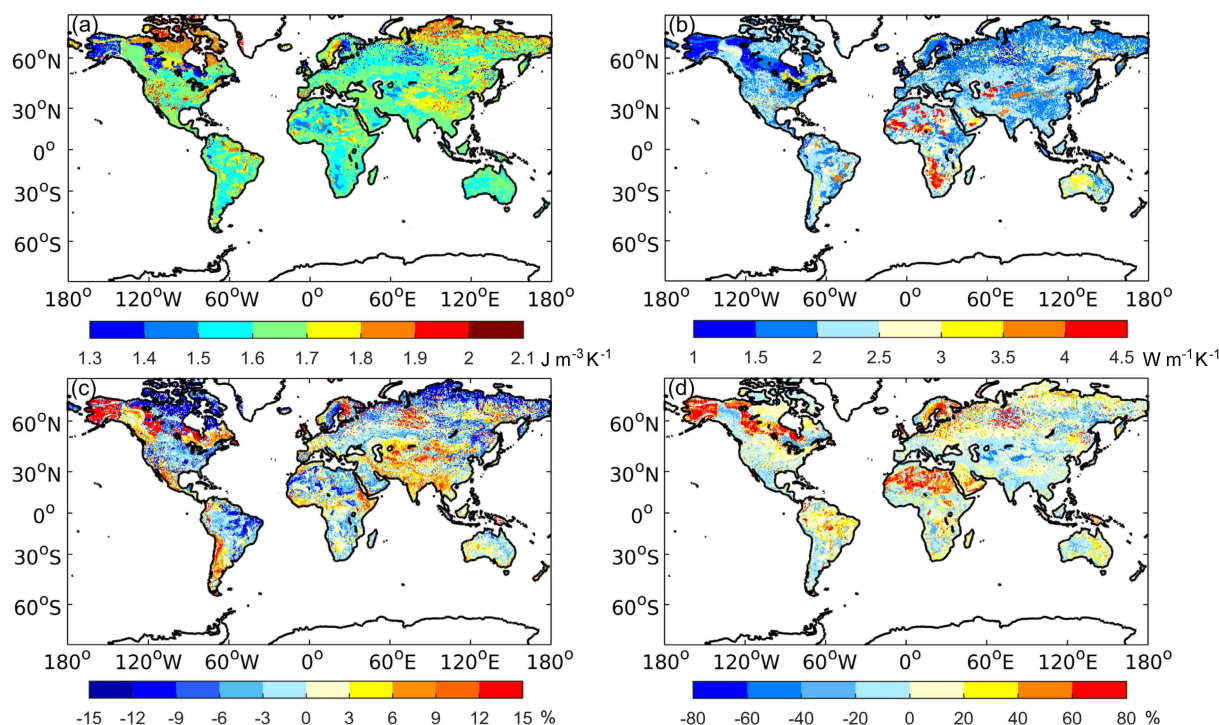


图7 CoLM-GSDE 试验中 0~30 cm (a) 土壤体积热容量、(b) 饱和土壤导热率, CoLM-SG 试验中的 (c) 土壤体积热容量、(d) 饱和土壤导热率相对于 CoLM-GSDE 试验的变化

Fig. 7 (a) Heat capacity of soil solids at 0–30 cm in CoLM-GSDE test, (c) heat capacity of soil solids at 0–30 cm in CoLM-SG test relative to CoLM-GSDE test; (b) thermal conductivity of soil solids at 0–30 cm in CoLM-GSDE test, (d) thermal conductivity of soil solids at 0–30 cm in CoLM-SG test relative to CoLM-GSDE test

表 4 CoLM-SG 和 CoLM-GSDE 两组试验的土壤水力、热力及辐射变量的统计量

Table 4 Statistics of soil hydraulic, thermal and radiative variables of CoLM-SG and CoLM-GSDE tests							
统计量	试验	土壤体积含水量	总径流	感热通量	潜热通量	地表反照率	地表吸收太阳辐射
平均值	CoLM-SG	0.131 m ³ m ⁻³	0.46 mm d ⁻¹	19.32 W m ⁻²	28.0 W m ⁻²	0.38%	68.49 W m ⁻²
	CoLM-GSDE	0.134 m ³ m ⁻³	0.47 mm d ⁻¹	19.34 W m ⁻²	27.9 W m ⁻²	0.38%	68.53 W m ⁻²
标准差	CoLM-SG	0.05 m ³ m ⁻³	0.76 mm d ⁻¹	29.52 W m ⁻²	32.68 W m ⁻²	0.23%	46.11 W m ⁻²
	CoLM-GSDE	0.06 m ³ m ⁻³	0.78 mm d ⁻¹	29.53 W m ⁻²	32.60 W m ⁻²	0.23%	46.28 W m ⁻²
相关系数	CoLM-SG	0.69	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
	CoLM-GSDE						
相对变化量	CoLM-SG	-2.38%	-1.62%	-0.12%	0.20%	0.03%	0.05%
	CoLM-GSDE						

热力学变量和辐射变量的差异很小。

5.1 土壤水文学变量的模拟

本文通过对土壤体积含水量和总径流的研究来分析对水文学变量的影响。图 8 是 CoLM-GSDE 试验中的土壤体积含水量和总径流以及相对变化量 R_e 的全球分布。土壤体积含水量是单位体积土壤里所含水的体积。模式输出的土壤体积含水量包含液态水和固态水。土壤含水量受质地的影响大，

R_e 达到±100%。砂粒含量多，土壤的渗水能力强，蓄水能力差，土壤体积含水量就越少。土壤体积含水量的变化与土壤质地的变化基本一致。图 8a 所示，中高纬度差别比低纬地区大。在图 8c 中，加拿大西北部、俄罗斯东南部和澳大利亚中部，都表现出 R_e 较大的特点。前者是由于 GSDE 砾石含量比 SG 多，后两者则是由于粘粒含量 SG 比 GSDE 多，砂粒含量 SG 比 GSDE 少，孔隙度较小。而在

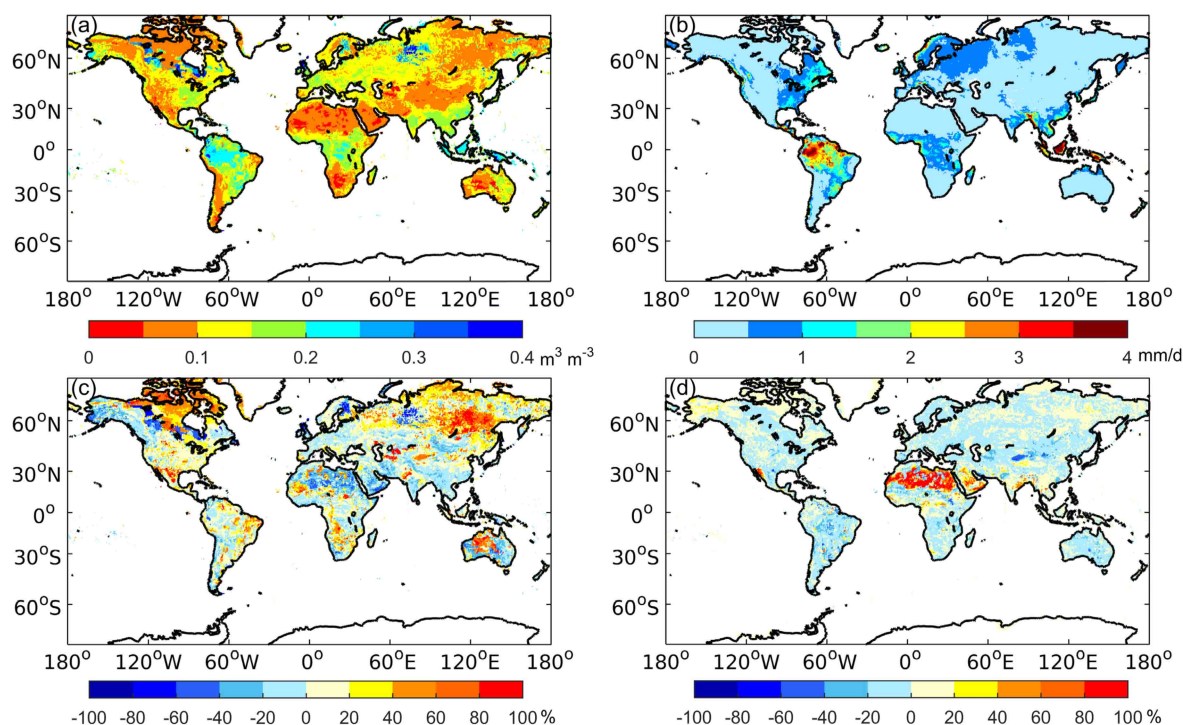


图8 CoLM-GSDE 试验中 0~30 cm (a) 土壤体积含水量、(b) 总径流, CoLM-SG 试验中的 (c) 土壤体积含水量、(d) 总径流相对于 CoLM-GSDE 试验的变化

Fig. 8 (a) Volumetric soil water at 0–30 cm in CoLM-GSDE test, (c) pore size distribution index at 0–30 cm in CoLM-SG test relative to CoLM-GSDE test; (b) total runoff in CoLM-GSDE test, (d) total runoff based on CoLM-SG test relative to CoLM-GSDE test

加拿大中部, 俄罗斯中西部的局部地区 R_e 较小, 主要是由于有机碳所致, GSDE 在该地区有机碳含量高, 土质疏松, 孔隙度大。孔隙度的大小影响土壤的渗水和蓄水能力, 所以土壤体积含水量的分布与土壤质地的变化一致, 且受质地的影响大。结果表明砂质土壤水分较低, 粘粒百分比越大土壤体积含水量值也越大。此外, 砾石含量越多土壤体积含水量也会降低。从这两个物理量的结果分析表明土壤属性差异直接导致土壤属性参数土壤孔隙度的不同进而影响陆地表面土壤蓄水、渗透等过程。

地表径流主要有两种形式——超渗产流和蓄满产流。前者与土壤的饱和导水率有关, 降水强度很大的时候, 降水速率超过下渗能力, 产生超渗产流, 如果粘粒比较多, 土壤能吸持较多的水分, 水就不容易下渗, 而产生超渗流。后者与土壤孔隙度有关, 当土壤水达到饱和, 水位已经达到地表, 因此产生蓄满流。在同等降水强度下, 土壤孔隙度越小, 越容易达到饱和, 进而产生蓄满流。径流最主要受到降水的影响。从基于 GSDE 的径流分布图 8b 来看, 在赤道辐合带地区, 因全年降水丰沛, 径流量大。土壤质地的影响主要是看差值和相对变化量的分布,

地表径流差值在 0.1 以内, R_e 达到 $\pm 100\%$, 变化主要分布在低纬度地区。总径流包括了地表径流和地下径流, 在低纬地区差别大。砂粒含量大的地区, 土壤孔隙度小, 饱和导水率大, 蓄水能力差, 在总降水不变的情况下, 对应的径流也大。图 8d 显示, SG 在非洲地区砂粒含量高的地方, 渗水强, 形成的径流较 GSDE 多。在我国西北部, 内蒙古一带粘粒 SG 较 GSDE 多, 孔隙度高, 能吸持较多的水分, 持水量高, 形成的径流也相对少。因此, 土壤属性对地表流量有较大影响。

5.2 土壤热力学变量的模拟

土壤热力学变量以地表感热通量和潜热通量作为研究对象。图 9 是 CoLM-GSDE 试验中的地表感热通量和潜热通量, 以及相对变化量 R_e 的全球分布。感热通量是由于温度变化而引起的大气与下垫面之间发生的湍流形式的热交换。地表感热通量在干旱地区比较大, 其中负值代表大气向地面输送热量, R_e 在 $\pm 10\%$ 以内。 R_e 在非洲北部、加拿大西北部以及俄罗斯中北部较大 (图 9c), 主要也是由于砂粒和砾石含量的差异, 通过造成土壤体积含水量的差异而影响感热的变化。潜热通量是水发

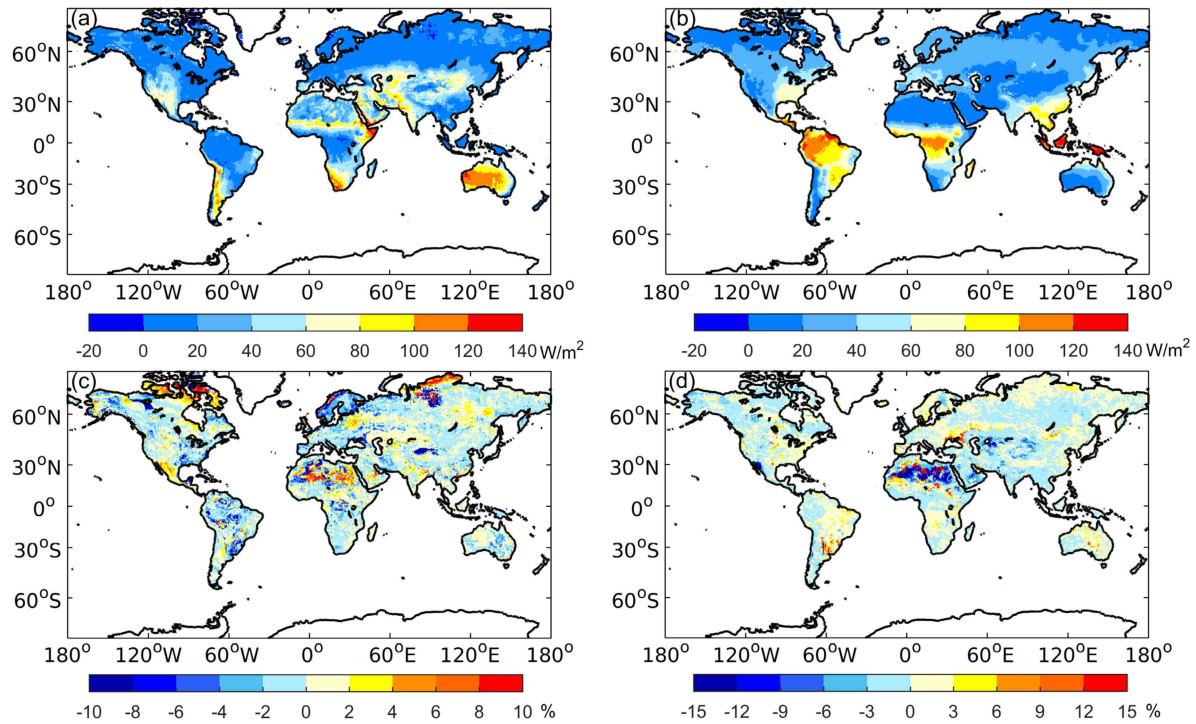


图9 CoLM-GSDE 试验中 (a) 地表感热通量、(b) 地表潜热通量, CoLM-SG 试验中 (c) 地表感热通量、(d) 地表潜热通量相对于 CoLM-GSDE 试验的变化

Fig. 9 (a) Sensible heat flux from ground in CoLM-GSDE test, (c) sensible heat flux from ground in CoLM-SG test relative to CoLM-GSDE test; (b) latent heat flux from canopy height to atmosphere in CoLM-GSDE test, (d) latent heat flux from canopy height to atmosphere in CoLM-SG test relative to CoLM-GSDE test

生相变时吸收或放出的热量, 反映地表蒸发能力的大小。模式输出的冠层到大气的潜热通量代表的是总的潜热通量, 包括地表和植被的潜热通量。赤道辐合带湿润区水分较多, 气温高, 蒸发增大, 产生的地表潜热也大。干旱地区地表感热比较大, 实际蒸发小, 潜热也小, 所以如图 9b 所示, 潜热通量呈现出低纬地区向高纬地区递减的趋势。土壤属性的差别造成了土壤含水量的差别, 进而间接造成潜热的差异。土壤属性对 R_e 造成的影响较小, 大部分地区在 $\pm 3\%$ 以内, 综上所述, 土壤属性对热力学变量的影响是较小的。

5.3 辐射变量的模拟

以地表反照率和地表吸收的太阳辐射来分析对辐射变量的影响, 图 10 是 CoLM-GSDE 试验中的地表反照率和地表吸收的太阳辐射以及相对变化量 R_e 的全球分布。地表的反照率和吸收的太阳辐射都和下垫面类型以及土壤体积含水量大小、土壤颜色有关。如图 10a-10b, 在干旱的地方比如非洲的撒哈拉沙漠反照率和吸收的太阳辐射都很高。除此以外, 反照率还在加拿大西北部和俄罗斯北部较

大, 可能是该地区结冰致使反照率高。基于两组试验中下垫面类型和土壤颜色都是相同的, 所以地表反照率和吸收太阳辐射的差别都是土壤属性通过影响土壤体积含水量来间接影响这两个辐射变量的结果。从图 10c 中可以看出, 反照率在撒哈拉沙漠、西亚地区和澳大利亚相对变化大, 这与砂粒的差值分布反映的规律基本一致。两套数据模拟结果的相对变化量 R_e 在 $\pm 5\%$ 以内, 说明土壤属性对辐射变量的影响较小。

综上所述, 由于评估的数据集和区域不同, 与前人研究结论的不同体现在: 第一, 空间分布上, 前人研究多是区域尺度上, 而本文研究针对的是全球尺度上。并且数据源不同, 空间分布也是不同的。第二, 与前人研究一致, 土壤特性参数主要受土壤质地、有机碳的影响, 本研究还发现, 土壤特性参数也受到砾石含量及容重大小的影响。第三, 就影响的程度上来看, 本研究得出土壤体积含水量在加拿大中部及西北部、俄罗斯东南部及中西部和澳大利亚中部地区模拟结果相差较大, 总径流在低纬地区模拟结果出现较大的差异。土壤数据对水文学变

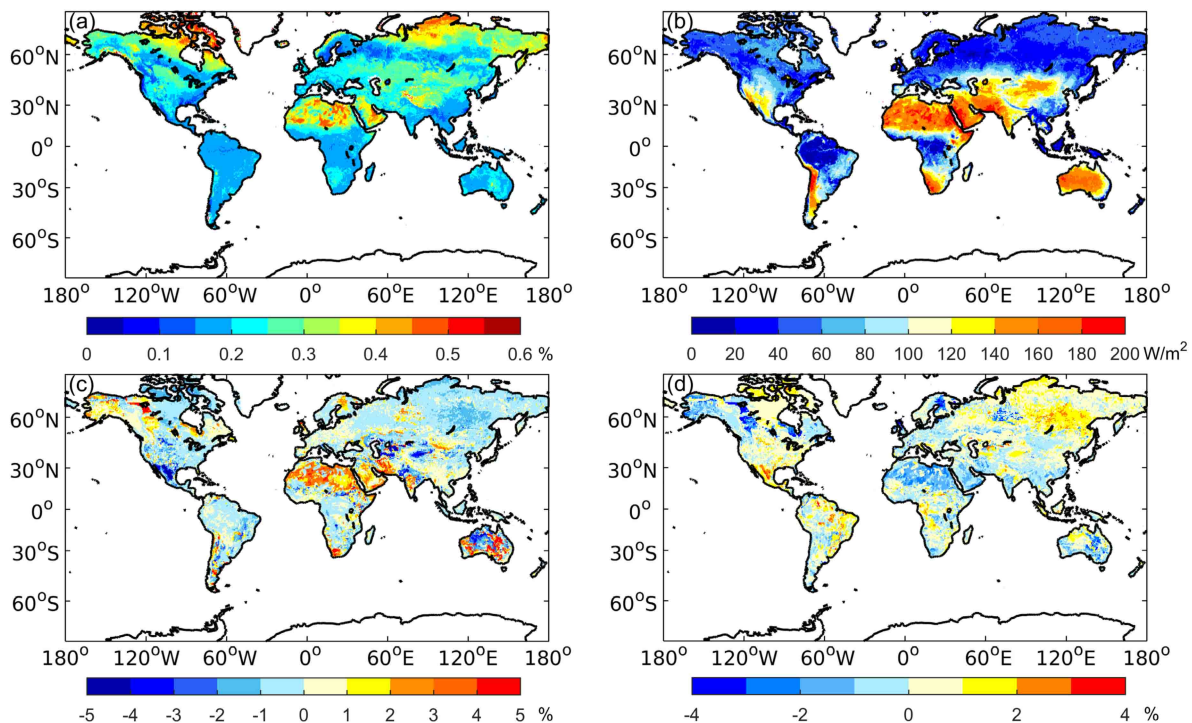


图 10 CoLM-GSDE 试验中 (a) 地表反照率、(b) 地表吸收的太阳辐射, CoLM-SG 试验中的 (c) 地表反照率、(d) 地表吸收的太阳辐射相对于 CoLM-GSDE 试验的变化

Fig. 10 (a) Surface albedo in CoLM-GSDE test, (c) surface albedo in CoLM-SG test relative to CoLM-GSDE test; (b) solar absorbed by ground in CoLM-GSDE test, (d) solar absorbed by ground in CoLM-SG test relative to CoLM-GSDE test

量的影响 (Re 最大达到 $\pm 100\%$) 大于对土壤热力学变量的影响 (非洲北部、加拿大西北部以及俄罗斯中北部稍大, $Re < \pm 10\%$), 对地表辐射变量的影响较小 ($Re < \pm 5\%$)。与前人研究相比, 土壤属性对陆面变量的影响有所低估, 如吴龙刚等 (2014) 得出对水文学变量的影响为 $\pm 50\%$, 而对地表辐射变量的影响为 $\pm 1\%$ 。

6 单点试验结果与分析

本研究选取两个站点进行单点试验以比较验证。Mol 站点提供的土壤分层为 0~27 cm、27~37 cm、37~58 cm、58~69 cm、69~89 cm、89~110 cm、110~155 cm, Mah 站点提供的土壤分层为 0~10 cm、10~20 cm、20~36 cm、36~79 cm、79~112 cm。将站点的表层、土壤深度标准化到 0~30 cm 的土壤质地信息与数据 SG 和 GSDE 对比如表 5 所示。

图 11 和图 12 分别表示的是站点 Mol 和 Mah 的第一层和 30 cm 处 3 组试验结果的时间序列图。模拟结果显示, 基于 SG 和 GSDE 的模拟结果差别不是很大。在 Mol 站点, 模拟的表层与观测的表

层土壤体积含水量的变化趋势大体上吻合, 说明模拟结果能够较好的捕捉土壤的干湿变化。30 cm 处, 3 组试验模拟结果的趋势变化很一致。基于 SG 数据模拟的湿度相对于 GSDE 整体上高约 0.01~0.02, 但是两者相对观测来说偏干约 0.1~0.2。这可能与模式计算出的土壤孔隙度值有关, 土壤孔隙度的大小限制了土壤体积含水量的最大值。土壤湿度的模拟不仅仅受土壤属性的影响, 还会受植被、地形、土壤水物理过程描述及参数化方案的影响。

如图 12a 所示, 在 Mah 站点, 基于 3 套数据所模拟的土壤表层湿度的趋势比较接近, 基于站点质地数据的模拟结果较基于 SG、GSDE 的起伏大。再结合表 6 第一层土壤质地信息来看, 在砂粒、粘粒含量相差不大的情况下, 砾石和有机质含量相对差异较大, 站点提供的砾石含量达到 30%, 有机质含量为 2%, 均高于两套数据中对应的值。造成模拟值起伏大的原因可能是由参数化方案在模拟计算土壤体积含水量时对砾石和有机质含量敏感所造成, 使得模拟的结果变干变湿起伏大。由于观测的表层深度与模式的第一层深度的不同, 使得表层模拟结果在数值上存在偏差。在 30 cm 处, 模拟值和

表 5 Mol、Mah 站点土壤质地信息

Table 5 Soiltexture information at Molsite and Mah sites

站点	深度	数据	砂粒含量	粘粒含量	砾石含量	有机碳含量	容重/kg m ⁻³
Mol	表层	SG	24%	25%	3%	0.56%	1320
		GSDE	22%	21%	1%	1.94%	150
		Site	22.1%	21.1%	0	1.14%	1470
	0~30 cm	SG	24%	25.1%	3%	0.53%	1320
		GSDE	22%	21.1%	1%	1.94%	1510
		Site	21.5%	22.6%	0	1.08%	1480
Mah	表层	SG	37%	16%	11%	0.85%	118
		GSDE	33%	17%	18%	1.5%	1370
		Site	37.2%	13.4%	30%	2%	990
	0~30 cm	SG	36.9%	16%	11%	0.81%	1190
		GSDE	33%	17%	18%	1.5%	1370
		Site	35.8%	13.5%	31.3%	1.3%	1090

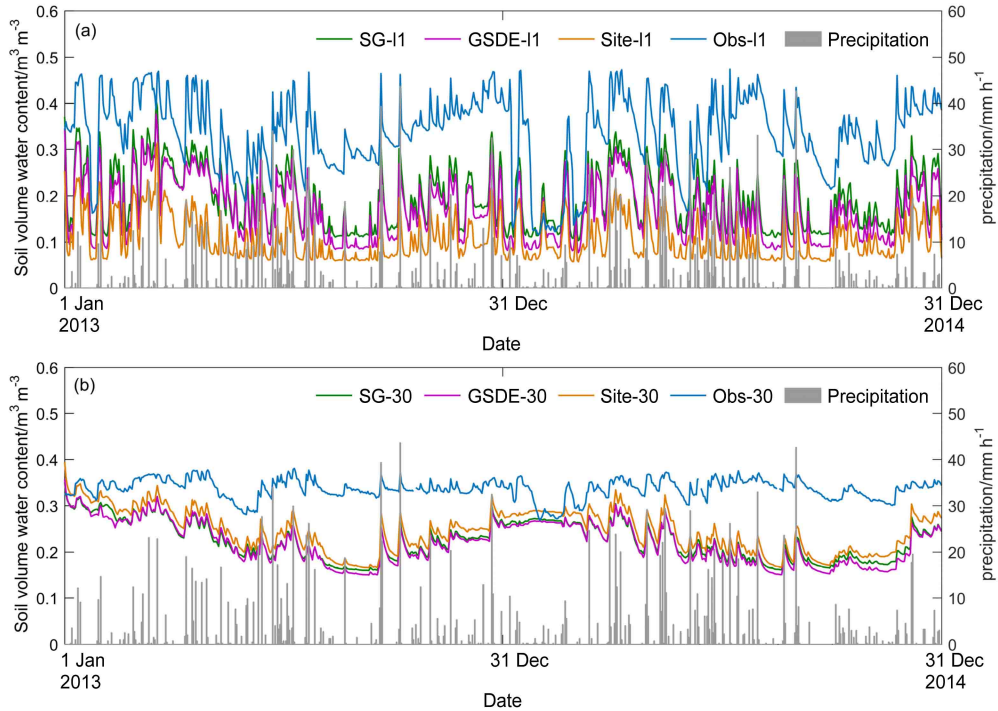


图 11 2013 年 1 月 1 日至 2014 年 12 月 31 日 Mol 站点逐日平均的降水量与观测和模拟的 (a) 第一层和 (b) 30 cm 处土壤体积含水量, Obs-I1 (Obs-30) 表示观测, SG-I1 (SG-30)、GSDE-I1 (GSDE-30) 和 Site-I1 (Site-30) 分别表示基于 SG、GSDE 和站点土壤质地数据的模拟结果

Fig. 11 Daily average (a) simulated soil moisture at the first layer and (b) soil moisture at 30 cm at the Mol site. SG-I1 (SG-30) represent simulated soil moisture of SG at the first layer (at 30 cm), GSDE-I1 (GSDE-30) represent simulated soil moisture of GSDE at the first layer (at 30 cm), Site-I1 (Site-30) represent simulated soil moisture of site texture data at the first layer (at 30 cm), Obs-I1 (obs-30) represents the surface (at 30 cm) soil moisture observed at the site. Gray columns represent precipitation

观测值很接近,尤其是基于 SG 与基于站点观测质地数据的结果非常接近,比 GSDE 模拟效果更好。

表 6 是基于 SG、GSDE 和站点土壤质地数据模拟值与观测土壤体积含水量值之间的相关系数 Corr、均方根误差 RMSE、绝对误差 MAE 和解释

方差 R^2 。Site 表示的是对应数据无偏差时模式的模拟效果。从这几个统计量也可以看出,对于两个站点表层的模拟相关系数在 0.56~0.66 之间,解释方差 86% 以上,误差控制在 0.18 以下。在 30 cm, Mol 站点模拟的相关系数不高,对应数据无偏差时

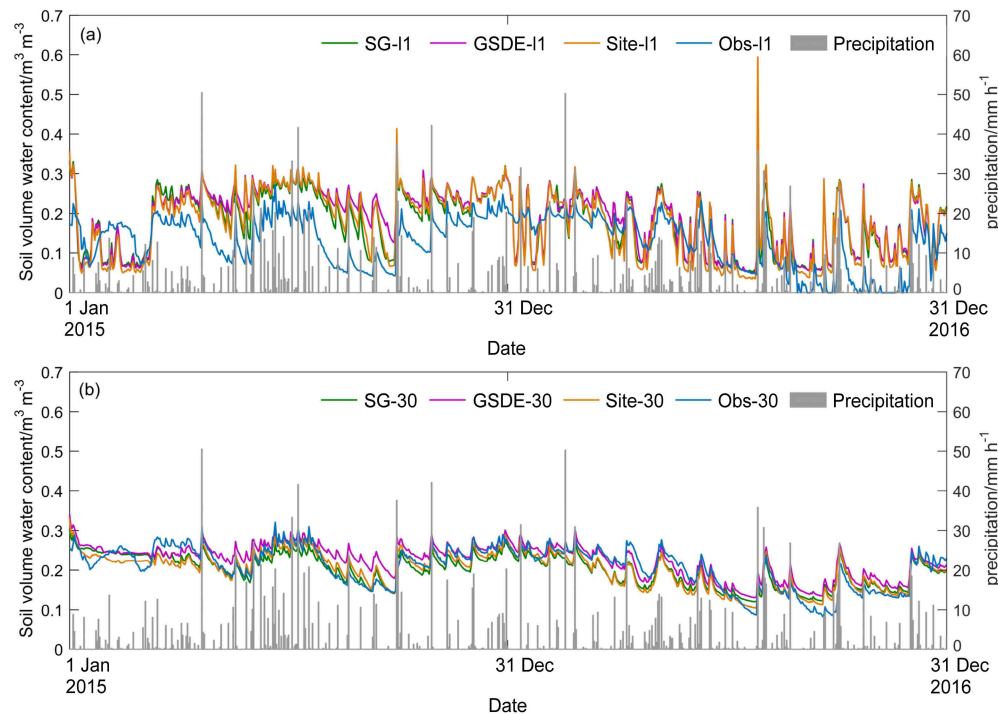


图 12 2015 年 1 月 1 日至 2016 年 12 月 31 日 Mah 站点逐日平均的降水量与观测和模拟的 (a) 第一层和 (b) 30 cm 处土壤体积含水量, Obs-I1 (Obs-30) 表示观测, SG-I1 (SG-30)、GSDE-I1 (GSDE-30) 和 Site-I1 (Site-30) 分别表示基于 SG、GSDE 和站点土壤质地数据的模拟结果

Fig. 12 Daily average (a) simulated soil moisture at the first layer and (b) soil moisture at 30 cm at the Mah site. SG-I1 (SG-30) represent Simulated soil moisture of SG at the first layer (at 30 cm), GSDE-I1 (GSDE-30) represent simulated soil moisture of GSDE at the first layer (at 30 cm), site-I1 (site-30) represent simulated soil moisture of site texture data at the first layer (at 30 cm), Obs-I1 (Obs-30) represents the surface (at 30 cm) soil moisture observed at the site. Gray columns represent precipitation

表 6 两个站点模拟与观测的土壤体积含水量的统计量

Table 6 Statistics between simulated and observed soil volumetric water content for two sites

站点	数据	表层				30 cm			
		相关系数	均方根误差/ $\text{m}^3 \text{m}^{-3}$	绝对误差/ $\text{m}^3 \text{m}^{-3}$	解释方差 R^2	相关系数	均方根误差/ $\text{m}^3 \text{m}^{-3}$	绝对误差/ $\text{m}^3 \text{m}^{-3}$	解释方差 R^2
Mol	SG	0.58*	0.16*	0.14*	0.89*	0.16	0.18*	0.17*	0.86*
	GSDE	0.56	0.18	0.17	0.86	0.17*	0.19	0.18	0.85
	site	0.59	0.16	0.15	0.89	0.17*	0.17	0.15	0.88
Mah	SG	0.66*	0.07*	0.06*	0.95*	0.89*	0.02*	0.02	0.99
	GSDE	0.59	0.09	0.07	0.93	0.87	0.03	0.02	0.99
	site	0.60	0.08	0.06	0.94	0.87	0.02	0.02	0.99

注: *相关系数均通过显著性检验 ($P<0.001$)。

模拟结果的相关性也 0.17 左右, 说明模式是存在一定的误差。可能与模式中对土壤体积含水量的参数化计算方案比如孔隙度大小的设置 (孔隙度设置过小限制了土壤湿度的上限)、导水率大小的计算 (导水率设置过大, 土壤的导水能力过强, 导致表层土壤水下渗过快) 等有关。解释方差在 85% 以上, 误差控制在 0.19 以内。单从 SG、GSDE 两套数据来看, 二者表现接近, 但无论是从相关系数还

是 R^2 来看, 基于 SG 的模拟更接近观测。粗体表示 SG 和 GSDE 相比较结果更优。

两个站点相比, Mah 站模拟误差相对较小, 结合表 5 站点的土壤属性差异, Mol 站点, SG 和 GSDE 数据砂粒和砾石含量比站点值大, 尤其是砾石, 站点的砾石含量为 0, SG、GSDE 中分别为 3% 和 1%, 这两种粒子粒径较粗, 对应土壤孔隙度小, 而模式模拟中土壤中孔隙度的大小会限制土

壤体积含水量的最大值,使得模拟结果相对偏干。造成两个站点之间结果差异的原因更多是来源于砂粒和砾石这两种粒子与站点值的差异。

两个站点的代表性对于全球模式的评估是不够的,这主要是受可获取数据信息缺失的限制。受诸多因素的影响,有关土壤体积含水量的物理过程是比较复杂的。模式模拟的土壤体积含水量与观测相比也都还存在一定的偏差,这可能与模式中对土壤体积含水量的参数化计算方案比如孔隙度大小的设置、导水率大小的计算等有关,也有可能和站点提供的土壤属性数据和土壤含水量数据质量有关。因此,除了建立一套全面准确的能反映垂直和水平变化的土壤属性数据集,还要从改进模式中计算土壤水力热力的参数化方案和对陆面水文过程的刻画来降低模式存在的系统误差,以此来提高模拟结果的准确度。同时解决站点数据缺失的问题也是未来努力的方向。总之,土壤湿度的模拟不仅仅受到土壤属性的影响,还会受到对土壤水物理过程的描述以及参数化方案的影响,除此以外,所处地形、植被类型、基岩深度也会影响土壤湿度的模拟结果。因此,土壤湿度的模拟是多种因素影响的结果。具体是哪一因素造成需要再进一步对以上因素进行敏感性试验研究。

7 小结

通过对比 GSDE 和 SG 两套数据,从全球平均的统计量来看,除 SG 的有机质的平均值相对于 GSDE 有较大的高估外,其余土壤属性的平均值较为接近。两套数据中有机碳和容重的相关性较高。在空间分布上,本研究发现全球范围内部分地区土壤属性差别较大,尤其是砂粒和有机质。非洲北部撒哈拉沙漠地区、澳大利亚、美洲东部、俄罗斯和我国的青藏高原地区,砂粒差值达到了 75% 以上。粘粒含量除俄罗斯中部偏东、我国的青藏高原和墨西哥地区的差别达到 15% 外,其余地区差别相对较小。砾石含量除加拿大东北部和俄罗斯北部 SG 比 GSDE 值大以外,其余地区相差不大。有机质在加拿大、俄罗斯的北半球高纬地区差别较大,达到 $500\sim 1000\text{ kg/m}^3$ 。土壤容重的分布与有机质基本一致,在加拿大和俄罗斯地区有较大的差别。鉴于数据生方法的不同,SG 比 GSDE 在空间上更连续,分辨率更高。这些土壤属性在 $0\sim 30\text{ cm}$ 、 $30\sim$

100 cm 两层上差值的空间分布相似,因此本文在研究因土壤属性引起模式输出的土壤水力热力变量的变化时仅考虑了 $0\sim 30\text{ cm}$ 的输出变量值。

基于两套土壤数据 SG、GSDE,本研究针对陆面过程模式 CoLM 模式运行了 10 年,比较了模式计算的土壤水力热力变量。从全球平均的统计量来看,除饱和导水率外,其余参数的差异接近 5% 或在 5% 以下。CoLM-SG 的导水率比 CoLM-GSDE 低,是因为模式由多个集合平均的土壤转换函数中大部分都是指数形式,因此会将土壤属性的差别放大。比较发现土壤孔隙度、饱和土壤基质势、土壤热容量等土壤特性参数在全球的空间分布主要受土壤粒径分布的影响,同时也受砾石、有机碳和容重的影响。

进一步分析对陆面模式输出变量的影响,所有变量的全球平均值和标准差均相差不大。相关性较高,除了土壤体积含水量为 0.69 以外,其余总径流、感热潜热和辐射辐射变量结果的相关性达到了 0.99。对区域上研究发现土壤数据对水文学变量土壤体积含水量和总径流的相对变化量最大达到了 $\pm 100\%$,由于两套数据在砾石、粘粒及有机碳的差别,在加拿大中部及西北部、俄罗斯东南部及中西部和澳大利亚中部地区模拟结果相差较大。土壤体积含水量的变化与土壤质地的变化基本一致。对于总径流,两套试验的结果区别主要表现在低纬赤道地区,尤其是在砂粒差别大的地方,相对变化量在 $\pm 30\%$ 以内。SG 数据较 GSDE 砂粒含量多的地方,渗水强,形成的径流较 GSDE 多。土壤质地数据对热力学变量的影响比较小,其中在非洲北部、加拿大西北部以及俄罗斯中北部较大。对地表潜热通量和感热通量,两组试验的结果差别在 $\pm 10\%$ 以内。由于质地的差异造成土壤体积含水量的差异而间接影响感热的变化。这种间接影响使 R_e 较小,大部分地区在 $\pm 3\%$ 以内。对辐射变量地表反照率和地表吸收的太阳辐射的影响小于 $\pm 5\%$ 。地表吸收的太阳辐射与土壤体积含水量有关,但这种间接性的影响使两组试验结果的相对变化量比较小。

最后,将模式进行单点试验输出的土壤体积含水量与 ISMN 的站点观测作比较,模拟结果能够较好的捕捉土壤的干湿变化。从统计指标来看,基于 SG 和 GSDE 两组的结果表现很接近,SG 更接近观测,两者的模拟结果与观测值相比偏干,对比

数据无偏差时模式的模拟效果, 模式存在误差。Mah 站模拟误差相对较小。对比 Mol 和 Mah 站的土壤属性差异, 造成两个站点之间结果差异的原因更多是来源于砂粒和砾石这两种粒子与站点值的差异。

总之, 本研究通过分析两套全球土壤数据集对陆面模式模拟的影响发现, 土壤数据集对模式模拟的影响主要体现在其空间分布上, 其中对土壤含水量和径流等陆面水文变量的影响较大(相对差别最大达到 $\pm 100\%$), 而对土壤热力学变量和辐射变量影响较小(相对差别在 5% 到 10% 以下)。所以陆面模式应采取精度高的土壤数据集作为输入才能得到与观测更接近的模拟结果。除了基础数据对模式模拟带来的影响, 模式中计算土壤学状态变量的相关参数化方案和对陆面水文过程的刻画, 也对模拟结果造成较大影响, 同时与所处地形、植被类型、基岩深度也有关。因此, 土壤湿度的模拟是多种因素影响的结果。具体是哪一因素造成需要再进一步对以上因素进行敏感性试验研究。另一方面, 除了 CoLM, 未来研究还应评估土壤属性数据集对其他陆面模式的影响。

参考文献 (References)

- Arora V K, Boer G J, Christian J R, et al. 2009. The effect of terrestrial photosynthesis down regulation on the twentieth-century carbon budget simulated with the CCCma earth system model [J]. *J. Climate*, 22(22): 6066–6088. doi:10.1175/2009JCLI3037.1
- Arrouays D, Savin I, Leenaars J, et al. 2017. Global Soil Map—Digital Soil Mapping from Country to Globe: Proceedings of the Global Soil Map 2017 Conference [M]. Moscow, Russia: CRC Press, 188pp. doi:10.1201/9781351239707
- Batjes N H. 2016. Harmonized soil property values for broad-scale modelling (WISE30sec) with estimates of global soil carbon stocks [J]. *Geoderma*, 269: 61–68. doi:10.1016/j.geoderma.2016.01.034
- Best M J, Pryor M, Clark D B, et al. 2011. The Joint UK Land Environment Simulator (JULES), model description - part 1: Energy and water fluxes [J]. *Geosci. Model Dev.*, 4(1): 677–699. doi:10.5194/gmd-4-677-2011
- Bonan G B. 1996. A Land Surface Model (LSM version 1.0) for ecological, hydrological, and atmospheric studies: Technical description and user's guide (No. NCAR/TN-417+STR) [R]. University Corporation for Atmospheric Research. doi:10.5065/D6DF6P5X.
- Chen F, Dudhia J. 2001. Coupling an advanced land surface–hydrology model with the Penn State–NCAR MM5 modeling system. Part I: Model implementation and sensitivity [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 129(4): 569–585. doi:10.1175/1520-0493(2001)129<0569:CAALSH>2.0.CO;2
- Clapp R B, Hornberger G M. 1978. Empirical equations for some soil hydraulic properties [J]. *Water Resour. Res.*, 14(4): 601–604. doi:10.1029/WR014i004p00601
- Dai Y J, Zeng Q C. 1997. A Land Surface Model (IAP94) for climate studies Part I: Formulation and validation in off-line Experiments [J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 14(4): 433–455. doi:10.1007/s00376-997-0063-4
- Dai Y J, Zeng X B, Dickinson R E. 2001. Common Land Model: Technical documentation and user's guide [R]. NCAR Technical Note. http://globalchange.bnu.edu.cn/research/modelscolm_doc.tar.gz/clmdoc.pdf
- Dai Y J, Zeng X B, Dickinson R E, et al. 2003. The common land model [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 84(8): 1013–1023. doi:10.1175/BAMS-84-8-1013
- Dai Y J, Dickinson R E, Wang Y P. 2004. A two-big-leaf model for canopy temperature, photosynthesis, and stomatal conductance [J]. *J. Climate*, 17(12): 2281–2299. doi:10.1175/1520-0442(2004)017<2281:ATMFCT>2.0.CO;2
- Dai Y J, Shangguan W, Duan Q Y, et al. 2013. Development of a china dataset of soil hydraulic parameters using pedotransfer functions for land surface modeling [J]. *J. Hydrometeorol.*, 14(3): 869–887. doi:10.1175/JHM-D-12-0149.1
- 戴永久, 魏楠, 黄安宁, 等. 2018. 通用陆面模式 (CoLM) 湖泊过程方案与性能评估 [J]. *科学通报*, 63(28–29): 3002–3021. Dai Yongjiu, Wei Nan, Huang Anning, et al. 2018. The lake scheme of the Common Land Model and its performance evaluation [J]. *Chinese Science Bulletin (in Chinese)*, 63(28–29): 3002–3021. doi:10.1360/N972018-00609
- Dai Y J, Shangguan W, Wei N, et al. 2019a. A review of the global soil property maps for Earth system models [J]. *Soil*, 5(2): 137–158. doi:10.5194/soil-5-137-2019
- Dai Y J, Zhang S P, Yuan H, et al. 2019b. Modeling variably saturated flow in stratified soils with explicit tracking of wetting front and water table locations [J]. *Water Resour. Res.*, 55(10): 7939–7963. doi:10.1029/2019WR025368
- Dai Y J, Xin Q C, Wei N, et al. 2019c. A global high - resolution data set of soil hydraulic and thermal properties for land surface modeling [J]. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 11(9): 2996–3023. doi:10.1029/2019MS001784
- Dickinson R E, Henderson-Sellers A, Kennedy P J, et al. 1993. Biosphere Atmosphere Transfer Scheme (BATS) version 1e as coupled to the NCAR community climate model. (No. NCAR/TN-387+STR)[J]. *University Corporation for Atmospheric Research* doi:10.5065/D67W6959
- Dy C Y, Fung J C H. 2016. Updated global soil map for the Weather Research and Forecasting model and soil moisture initialization for the Noah land surface model [J]. *J. Geophys. Res.*, 121(15): 8777–8800. doi:10.1002/2015JD024558
- Global Soil Data Task. 2000. Global gridded surfaces of selected soil characteristics (IGBPDIS), International Geosphere–Biosphere Programme—Data and Information Services [R]. Oak Ridge, Tennessee, USA: Oak Ridge National Laboratory.
- 何媛, 文军, 黄彦彬, 等. 2017. 黄河源区土壤湿度时空分布的模拟研究 [J]. *高原气象*, 36(1): 129–137. He Yuan, Wen Jun, Huang Yanbin, et al. 2017. Spatio-temporal characteristics of soil moisture simulated over the source region of the Yellow River [J]. *Plateau*

- Meteorology (in Chinese), 36(1): 129–137. doi:10.7522/j.issn.1000-0534.2015.00117
- Hengl T, Mendes de Jesus J, Heuvelink G B M, et al. 2017. SoilGrids250m: Global gridded soil information based on machine learning [J]. *PLoS One*, 12(2): e0169748. doi:10.1371/journal.pone.0169748
- Kearney M R, Maino J L. 2018. Can next-generation soil data products improve soil moisture modelling at the continental scale? An assessment using a new microclimate package for the R programming environment [J]. *J. Hydrol.*, 561: 662–673. doi:10.1016/j.jhydrol.2018.04.040
- Ji D, Wang L, Feng J, et al. 2014. Description and basic evaluation of Beijing Normal University Earth System Model (BNU-ESM) version 1 [J]. *Geosci. Model Dev.*, 7(5): 2039–2064. doi:10.5194/gmd-7-2039-2014
- Koster R D, Suarez M J. 1992. Modeling the land surface boundary in climate models as a composite of independent vegetation stands [J]. *J. Geophys. Res.*, 97(D3): 2697–2715. doi:10.1029/91JD01696
- Kowalczyk E A, Stevens L, Law R M, et al. 2013. The land surface model component of ACCESS: Description and impact on the simulated surface climatology [J]. *Aust. Meteor. Oceanogr. J.*, 63(1): 65–82. doi:10.22499/2.6301.005
- Le Moigne P. 2018. SURFEX scientific documentation [R]. Toulouse, Grenoble, France: Centre National de Recherches Meteorologiques.
- Li C W, Lu H, Yang K, et al. 2017. Evaluation of the Common Land Model (CoLM) from the perspective of water and energy budget simulation: Towards inclusion in CMIP6 [J]. *Atmosphere*, 8(8): 141. doi:10.3390/atmos8080141
- 梁晓, 戴永久. 2008. 通用陆面模式对土壤质地和亮度的敏感性分析 [J]. *气候与环境研究*, 13(5): 585–597. Liang Xiao, Dai Yongjiu. 2008. A sensitivity study of the common land model on soil texture and soil brightness [J]. *Climatic and Environmental Research (in Chinese)*, 13(5): 585–597. doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2008.05.01
- 刘少锋, 林朝晖. 2005. 通用陆面模式 CLM 在东亚不同典型下垫面的验证试验 [J]. *气候与环境研究*, 10(3): 684–699. Liu Shaofeng, Lin Zhaohui. 2005. Validation of common land model using field experiment data over typical land cover types in East Asia [J]. *Climatic and Environmental Research (in Chinese)*, 10(3): 684–699. doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2005.03.34
- 刘少锋, 林朝晖, 蒋星, 等. 2009. IAP 大气—植被耦合模式的建立及其模拟 [J]. *气候与环境研究*, 14(3): 258–272. Liu Shaofeng, Lin Zhaohui, Jiang Xing, et al. 2009. The IAP coupled atmosphere vegetation model and its numerical simulation [J]. *Climatic and Environmental Research (in Chinese)*, 14(3): 258–272. doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2009.03.03
- Livneh B, Kumar R, Samaniego L. 2015. Influence of soil textural properties on hydrologic fluxes in the Mississippi River basin [J]. *Hydrol. Process.*, 29(21): 4638–4655. doi:10.1002/hyp.10601
- Niu G Y, Yang Z L, Mitchell K E, et al. 2011. The community Noah land surface model with multiparameterization options (Noah - MP): 1. Model description and evaluation with local-scale measurements [J]. *J. Geophys. Res.*, 116(D12): D12109. doi:10.1029/2010JD015139
- Orth R, Dutra E, Pappenberger F. 2016. Improving weather predictability by including land surface model parameter uncertainty [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 144(4): 1551–1569. doi:10.1175/MWR-D-15-0283.1
- Sellers P J, Randall D A, Collatz G J, et al. 1996. A revised land surface parameterization (SiB2) for atmospheric GCMS. Part I: Model formulation [J]. *J. Climate*, 9(4): 676–705. doi:10.1175/1520-0442(1996)009<0676:ARLSPF>2.0.CO;2
- Shangguan W, Dai Y J, Duan Q Y, et al. 2014. A global soil data set for earth system modeling [J]. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 6(1): 249–263. doi:10.1002/2013MS000293
- 沈学顺, 苏勇, 胡江林, 等. 2017. GRAPES_GFS 全球中期预报系统的研发和业务化 [J]. *应用气象学报*, 28(1): 1–10. Shen Xueshun, Su Yong, Hu Jianglin, et al. 2017. Development and operation transformation of GRAPES global middle-range forecast system [J]. *Journal of Applied Meteorological Science (in Chinese)*, 28(1): 1–10. doi:10.11898/1001-7313.20170101
- 孙淑芬. 2005. 陆面过程的物理、生化机理和参数化模型 [M]. 北京: 气象出版社, 27–28. Sun Shufen. 2005. The Physical Biological Mechanisms and Parameterization Model of Land Surface Processes (in Chinese) [M]. Beijing: China Meteorological Press, 27–28.
- 吴龙刚, 王爱慧, 盛炎平. 2014. 土壤质地对中国区域陆面过程模拟的影响 [J]. *气候与环境研究*, 19(5): 559–571. Wu Longgang, Wang Aihui, Sheng Yanping. 2014. Impact of soil texture on the simulation of land surface processes in China [J]. *Climatic and Environmental Research (in Chinese)*, 19(5): 559–571. doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2013.13055
- Wu T W, Song L C, Li W P, et al. 2014. An overview of BCC climate system model development and application for climate change studies [J]. *J. Meteor. Res.*, 28(1): 34–56. doi:10.1007/s13351-014-3041-7
- Yang J L, Shen X S. 2011. The construction of SCM in GRAPES and its applications in two field experiment simulations [J]. *Adv. Atmos. Sci.*, 28(3): 534–550. doi:10.1007/s00376-010-0062-8
- Zhang X X, Dai Y J, Cui H Z, et al. 2017. Evaluating common land model energy fluxes using FLUXNET data [J]. *Adv. Atmos. Sci.*, 34(9): 1035–1046. doi:10.1007/s00376-017-6251-y
- Zhao M, Golaz J C, Held I M, et al. 2018. The GFDL global atmosphere and land model AM4.0: 2. Model description, sensitivity studies, and tuning strategies [J]. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 10(3): 735–769. doi:10.1002/2017MS001209
- Zheng H, Yang Z L. 2016. Effects of soil-type datasets on regional terrestrial water cycle simulations under different climatic regimes [J]. *J. Geophys. Res.*, 121(24): 14387–14402. doi:10.1002/2016JD025187
- 周广庆, 张云泉, 姜金荣, 等. 2020. 地球系统模式 CAS-ESM [J]. *数据与计算发展前沿*, 2(1): 38–54. Zhou Guangqing, Zhang Yunquan, Jiang Jinrong, et al. 2020. Earth system model: CAS-ESM [J]. *Frontiers of Data and Computing (in Chinese)*, 2(1): 38–54. doi:10.11871/jfdc.issn.2096-742X.2020.01.004
- Zhu J W, Zeng X D, Zhang M H, et al. 2018. Evaluation of the new dynamic global vegetation model in CAS-ESM [J]. *Adv. Atmos. Sci.*, 35(6): 659–670. doi:10.1007/s00376-017-7154-7