0254-6124/2023/43(6)-1135-15 *Chin. J. Space Sci.* 空间科学学报

CHEN Jinyan, ZHAO Long, YANG Kun, TIAN Jiaxin, PAN Jinmei, ZHANG Ke. Toward Optimization of Key Parameters in Noah-MP Surface Albedo Using Satellite Remote Sensing Products (in Chinese). *Chinese Journal of Space Science*, 2023, **43**(6): 1135–1149. DOI:10.11728/cjss2023.06.2023–0086

基于卫星遥感数据的 Noah-MP 地表反照率关键参数优化*

陈进燕[1,2] 赵 龙[1,2,3] 阳 坤[3]
田佳鑫[3] 潘金梅[4] 张 可[1,2]

1(西南大学地理科学学院 重庆金佛山喀斯特生态系统国家野外科学观测研究站 重庆 400715)

2(西南大学地理科学学院 遥感大数据应用重庆市工程研究中心 重庆 400715)

3(清华大学地球系统科学系 地球系统数值模拟教育部重点实验室 北京 100084)

4(中国科学院空天信息创新研究院 遥感科学国家重点实验室 北京 100101)

摘 要 地表反照率是影响地–气相互作用的关键因子，而准确描述地表反照率是改进陆面模型水热模拟能力的关键。当前 Noah-MP (the Noah land surface model with Multiple Parameterizations) 土壤反照率估算主要依赖于查找表方法，该方法基于土壤颜色获得不同土壤类型的反照率，但在区域尺度上土壤颜色等级尚未得到有效率定，直接影响了区域反照率模拟水平。此外，裸土反照率的计算还高度依赖于土壤水分。针对这一问题，以同化得到的土壤水分数据作为输入，计算得到不同土壤颜色等级对应的反照率时间序列。在此基础上，以 MODIS 反照率为参照，同时排除高植被覆盖和积雪的影响，逐步筛选得到青藏高原区域 0.25°格点尺度下最优的土壤颜色等级。评估结果表明，优化得到的土壤颜色等级空间分布规律符合土壤质地与反照率之间的物理规律，且改进了研究区域 70% 空间网格内的 Noah-MP 模型反照率估计。

关键词 地表反照率，Noah-MP，土壤颜色等级，参数优化

中图分类号 P714

Toward Optimization of Key Parameters in Noah-MP Surface Albedo Using Satellite Remote Sensing Products

CHEN Jinyan[1,2] ZHAO Long[1,2,3] YANG Kun[3]
TIAN Jiaxin[3] PAN Jinmei[4] ZHANG Ke[1,2]

* 国家自然科学基金项目（42271491），重庆市自然科学基金项目（CSTB2022NSCQ-MSX1568），地球系统数值模拟教育部重点实验室（清华大学）开放基金项目和西南大学研究生科研创新项目（SWUS23079）共同资助

2023-08-16 收到原稿，2023-11-09 收到修定稿

E-mail：chenjy010704@163.com. 通信作者 赵龙，E-mail：zhaol04@swu.edu.cn

©The Author(s) 2023. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

1(*Chongqing Jinfo Mountain Karst Ecosystem National Observation and Research Station, School of Geographical Sciences, Southwest University, Chongqing* 400715)

2(*Chongqing Engineering Research Center for Remote Sensing Big Data Application, School of Geographical Sciences, Southwest University, Chongqing* 400715)

3(*Ministry of Education Key Laboratory for Earth System Modeling, Department of Earth System Science, Tsinghua University, Beijing* 100084)

4(*State Key Laboratory Remote Sensing Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100101)

Abstract Surface albedo is a key factor affecting land-air interactions. The accurate estimate of surface albedo is of great value for improving land model's capability in hydrothermal simulation. In the Noah-MP (the Noah land surface model with multiple parameterizations) land surface model, estimation of soil albedo mainly relies on a look-up table-based method that characterize the albedo of different soil types with the so-called soil color. However, the soil color has not yet been calibrated at the regional or global scale, which greatly hinders the regional albedo simulation. In addition, the calculation of bare soil albedo is highly sensitive to surface soil moisture. To this end, this study first produces an ensemble of albedo time series with regard to different soil types with data assimilation generated soil moisture as input. Then, the optimal 0.25° soil color for the Tibetan Plateau region were screened by referring MODIS albedo and excluding the impacts from dense vegetation and snow cover. The evaluation results show that the spatial distribution of optimized soil color can reasonably reflect the relationship between soil texture and albedo, and improved Noah-MP albedo estimation in over 70% of the grid cells in the study area.

Key words Land surface albedo, Noah-MP, Soil Color (SC), Parameter optimization

0 引言

地表反照率在陆地–大气相互作用中扮演着重要角色,深刻影响着地表能量循环和水循环[1]。其通过引起地表净辐射的变化,改变地表能量和蒸散发[2]。此外,地表反照率还是决定土壤植物大气连续体(SPAC)中能量通量的一个重要因素,其通过影响地表温度、蒸发和蒸腾、云的形成及降水,从而影响总初级生产力[3,4]。此外,地表反照率的微小变化可影响陆地–大气系统的能量平衡,并驱动局部和全球气候变化。鉴于地表反照率与地球气候系统之间的密切关系,在空间和时间上监测这一参数对陆面模式[5]和全球气候模式[6]的发展至关重要。

几十年来,陆面模式在模拟近地表能量和水收支方面取得了一些进展[7],其中反照率模拟通常基于实测资料结合植被特征和土壤类型分布数据推算得到[8]。在第一代陆面模式中,例如 Bucket 模型[9]由于未考虑土壤质地和植被种类差异的影响,地表反照率通常被设定为均值[10]。第二代陆面模式典型代表,例如 Dickinson 等[10]发展的生物大气传输方案 (Biosphere-Atmosphere Transfer Scheme, BATS), Sellers 等[11]发展的简单生物方案 (Simple Biosphere, SiB),则考虑了上述影响,对不同的地表类型赋予了特定的地表反照率值。最终反照率是由地表类型、土壤颜色等级、地表温度、雪量以及太阳高度角所决定的[12–14]。第三代陆面模式(例如 Common Land Model, CLM)根据植被光学特性在 0.7 μm 附近的显著变化将反照率分为可见光 (<0.7 μm) 和近红外 (> 0.7 μm) 两个波段进行处理,分别计算土壤、积雪和植被的反照率,然后加权求和得到模式网格上的地表反照率[15,16]。

在上述第三代陆面模式中,地表反照率的计算基于陆面土地覆盖分类,包括植被、积雪、土壤,但各模式在陆表过程的参数化方案中存在差异,导致影响地

表反照率的因素仍不清楚。针对此问题,研究者们进行了大量的研究,包括地形、海拔、天空条件、植被和雪的性质(例如粒度、液态水含量、深度和杂质)的影响[17–20]。为了提高积雪反照率参数化方案模拟陆地–大气相互作用的性能,Bao 等[21] 在区域气候模式中考虑了太阳天顶角对积雪反照率的影响,显著改善了东亚地区冷偏差,以及中国西北地区日地温变化的模拟 。Park 等 [22] 研究了植被对地表积雪反照率的影响,并通过在积雪反照率参数化方案中加入叶和茎指数,改进了陆面模式对冬季地表反照率的估计,使均方根误差(RMSE)降低了 0.69。Zhong 等[23] 在模拟中考虑了气溶胶辐射对雪过程的影响,成功地再现了雪的反照率和雪深。Miao 等[24] 在积雪模拟中考虑地形的影响,改善了青藏高原冬季地表反照率和地表温度模拟。为了减小反照率参数化方案中一些重要参数造成的不确定性,过去的十几年里,也有研究将模型模拟和卫星遥感数据相结合,以优化陆地反照率模拟过程中的重要参数。Houldcroft[25] 使用 MODIS 卫星遥感数据估算了国际地圈–生物圈计划(IGBP)分类方案中每种地表类型的反照率,并将修正后的数值应用于哈德利中心全球环境模型(HadGEM),发现无雪反照率模拟结果在原有参数化的基础上得到了明显改善。

相较于植被和积雪而言,裸土反照率的相关研究较少。在陆面模式中,土壤反照率是指定的土壤颜色等级和土壤水分的函数,其反映了土壤表面对太阳辐射的反射能力。不同土壤颜色等级在水分饱和情况下的土壤反照率等参数是由先验知识给定的,这些参数的准确性对于模型的精度至关重要。Lawrence[26] 利用 MODIS 卫星遥感数据开发了新的地表参数,改进了 CLM 3.0 和 CCSM(Community Climate System Model) 3.0 的气候模拟。然而,在当前的 Noah-MP(Noah land surface model with multiple parameterizations) 土壤反照率模拟[27] 中,土壤颜色等级尚未在区域和全球尺度进行率定,通常被设置为固定值,直接忽略了不同土壤类型对于地表反照率的影响,很可能影响最终的地表反照率估算。由于土壤颜色等级受到地理位置、气候条件及土壤表面覆盖的积雪与植被等因素的影响,难以精确地量化。

近来,土壤颜色等级优化研究受到关注。Zhao 等[28] 通过输入不同土壤质地信息模拟全球表层土壤水分,与卫星土壤水分数据进行对比,经最小化两者表层土壤水分之间的差异,获得了全球格点化土壤类型的优化估计。评估表明,此研究所得到的土壤含沙量、黏土含量、以及土壤孔隙度等具有合理的空间分布。该工作的核心思想在于完全依赖卫星数据,其土壤性质估计是在没有外源土壤性质或样本信息输入的前提下得到的。这表明大尺度卫星观测可以用来校正土壤类型及性质参数,对改进偏远地区陆面模拟和遥感反演具有重要意义。同时,该工作也为使用卫星数据校正模型反照率关键参数提供了新思路。据此,本研究拟将模型模拟的反照率序列与 MODIS 反照率数据对比,同时使用植被及积雪覆盖数据以排除高植被和积雪覆盖对土壤反照率的影响,对青藏高原区域土壤反照率关键参数,即土壤颜色等级进行优化。同时,为了减少土壤水分不确定性的影响,拟将同化得到的土壤水分数据输入到 Noah-MP 中。本工作期望以此为切入点,进而改进模型土壤反照率的模拟,提高模型对陆表水热循环模拟的精度和可靠性。

本文以 MODIS 反照率数据为参照,排除植被、积雪及土壤湿度的影响,逐步筛选得到青藏高原区域最优土壤颜色等级,并分析了参数优化对模型模拟精度的改进程度。

1 数据和方法

1.1 Noah-MP 反照率参数化方案

对 Noah-MP 模型中土壤反照率关键参数进行优化,将 Noah-MP 作为陆面模式对地表反照率进行模拟。Noah-MP 模型在 Noah 模型 V3 版本的基础上发展而来,引入了多种可选的参数化方案,涵盖了陆地表面过程中的关键环节[29]。同时,Noah-MP 陆面模式被整合到天气研究与预报(WRF)模式中。因此,对 Noah-MP 模型进行深入研究和优化,有望为提高陆地表面过程的模拟精度和天气/气候预测的准确性提供有力支持[30]。

Noah-MP 土壤反照率参数化方案[30] 如下:

$$\alpha_{\mathrm{d}}=\begin{cases}\alpha_{\mathrm{sat}}+C_w\left(\alpha_{\mathrm{sat}}+C_w<\alpha_{\mathrm{dry}}\right),\\ \alpha_{\mathrm{dry}}\left(\alpha_{\mathrm{sat}}+C_w>\alpha_{\mathrm{dry}}\right).\end{cases}\tag{1}$$

$$C_w=0.11-0.4W_{\mathrm{s}}.\tag{2}$$

其中,α_{sat}, α_{dry} 分别为饱和土壤反照率和干土反照率,W_{s} 为土壤水分值。饱和土壤反照率与干土反照率均

表 1 Noah-MP 默认土壤颜色等级

Table 1 Soil color in Noah-MP

Soil color	1	2	3	4	5	6	7	8
SAT-VIS	0.15	0.11	0.10	0.09	0.08	0.07	0.06	0.05
SAT-NIR	0.30	0.22	0.20	0.18	0.16	0.14	0.12	0.10
DRY-VIS	0.27	0.22	0.20	0.18	0.16	0.14	0.12	0.10
DRY-NIR	0.54	0.44	0.40	0.36	0.32	0.28	0.24	0.20

表 2 扩展后的土壤颜色等级

Table 2 Soil color extended

Soil color	SAT-VIS	SAT-NIR	DRY-VIS	DRY-NIR
1	0.25	0.50	0.36	0.61
2	0.23	0.46	0.34	0.57
3	0.21	0.42	0.32	0.53
4	0.20	0.40	0.31	0.51
5	0.19	0.38	0.30	0.49
6	0.18	0.36	0.29	0.48
7	0.17	0.34	0.28	0.45
8	0.16	0.32	0.27	0.43
9	0.15	0.30	0.26	0.41
10	0.14	0.28	0.25	0.39
11	0.13	0.26	0.24	0.37
12	0.12	0.24	0.23	0.35
13	0.11	0.22	0.22	0.33
14	0.10	0.20	0.20	0.31
15	0.09	0.18	0.18	0.29
16	0.08	0.16	0.16	0.27
17	0.07	0.14	0.14	0.25
18	0.06	0.12	0.12	0.23
19	0.05	0.10	0.10	0.21
20	0.04	0.08	0.08	0.16

注 SAT-VIS 为饱和土壤可见光波段反照率, SAT-NIR 为饱和土壤近红外波段反照率, DRY-VIS 为干土可见光波段反照率, DRY-NIR 为干土近红外波段反照率。

从 Noah-MP 所给定的土壤颜色等级表中获取(见表 1)。土壤颜色等级表给定了不同土壤颜色等级值所对应的饱和土壤及干土在可见光和近红外的反照率值。

在该参数化方案中, 土壤颜色等级是影响地表反照率的重要参数之一, 根据表 1 所示, 不同土壤颜色等级对应的反照率值有明显的差异。然而, Noah-MP 模拟中默认的土壤颜色等级值为 4, 忽略了不同土壤颜色等级对地表反照率的影响, 从而导致模拟结果存在一定的偏差。为了更准确地表征地表反照率, 计划对 Noah-MP 模式中直接关联地表反照率的参数, 即土壤颜色等级值进行优化, 使得其尽可能地再现遥感数据中描述的地表反照率特性。

CLM v3.0 同样使用上述参数化方案及土壤颜色等级表。Lawrence 等[26] 通过对比分析 MODIS 观测到的裸土反照率值范围和现有土壤颜色等级对应的反照率值的关系, 发现 CLM 模型中使用的土壤颜色等级表可获得的土壤反射率值范围不在 MODIS 观测到的裸土反照率值范围内, 从而对于 CLM 模型原始的土壤颜色等级表进行更新, 将土壤颜色等级扩展到 20 种, 其对应的反照率值也进一步扩展(见表 2)[26]。

使用以下方法验证更新后的土壤颜色等级表的适用性。使用空间分辨率为 0.05°时间分辨率为 1 天的 MODIS 反照率(MCD43 C3)筛选了 2016－2020 年 5－9 月份全球陆地范围内可见光和近红外波段反照率最大值, 发现撒哈拉沙漠地区可见光波段反照率最大值介于 0.3～0.4 之间, 近红外波段反照率最大值介于 0.5～0.6 之间; 中国东北部地区可见光波段反照率最大值介于 0.2～0.3 之间, 近红外波段反照率最大值介于 0.3～0.4 之间(见图 1)。此发现表明, 更新后的土壤颜色等级表(见表 2)当前仍然适用。因此, 本研究采用 Lawrence[26] 扩展后的土壤颜色等级表(见表 2)替换 Noah-MP 原始的土壤颜色等级表, 相较于原始的土壤颜色等级表, 扩展后的表格包含了更多颜色等级和对应的反照率值, 以此为基础可以更准确地模拟土壤反照率值, 提高模型的可靠性。

1.2 基于同化土壤水分和卫星数据的反照率优化

使用 MODIS 反照率对 Noah-MP 模式中土壤反照率重要参数, 即土壤颜色等级进行优化。研究在青藏高原区域 0.25°网格尺度上展开。首先对 2017－2018 年 Noah-MP 陆面模式进行 3 次模型预热(spin-up), 后输入同化土壤水分数据模拟 2017 和 2018 年小时分辨率的反照率, 计算日均反照率时间序列, 然

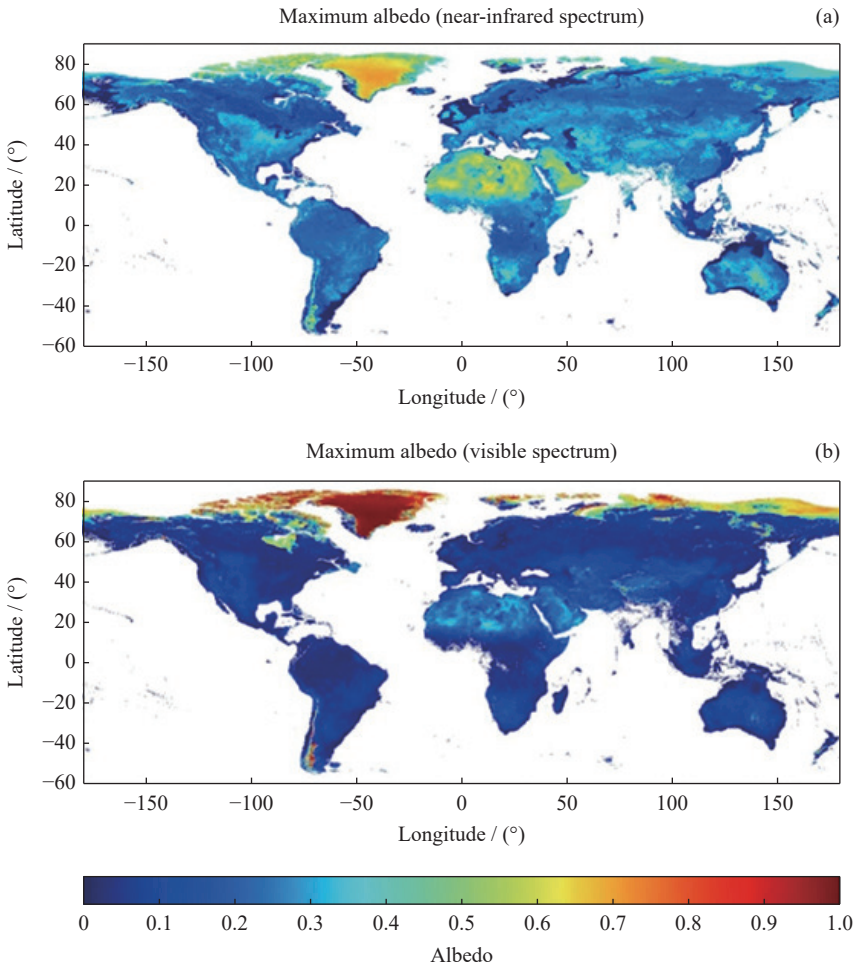


图 1　2016－2020 年 5－9 月全球地表反照率最大值空间分布

Fig. 1　Spatial distribution of the maximum global land surface albedo from 2016 to 2020 (Only for May to September)

后将模拟结果与 MODIS 反照率数据进行比较, 以筛选每个网格单元的最优土壤颜色等级。需要注意的是, 在模型模拟过程中, 使用 Lawrence[26] 更新的土壤颜色等级表替换了 Noah-MP 中原始的土壤颜色等级表, 即土壤颜色等级值从 1～8 扩展到了 1～20, 不同土壤颜色等级下的土壤反照率随之进行了扩展。因此, 每个网格单元共有 20 组反照率时间序列。将每个反照率时间序列与 MODIS 反照率时间序列对比, 分别计算两者的均方根误差(RMSE)与相关系数(R)作为评价指标。参照 Zhao 等[28] 对于土壤质地类型的参数优化方法, 对土壤颜色等级进行逐级筛选得到最优值。根据土壤颜色等级优化结果对 2016 年模拟的每个网格的反照率序列优化, 并与 MODIS 反照率进行对比, 从而对土壤颜色等级优化结果进行评估。图 2 给出了该优化和评估流程。

1.3　数据

1.3.1　MODIS 反照率数据

使用 MODIS/Terra 和 MODIS/Aqua 联合全球反照率数据 (MCD43 C3) 对土壤颜色等级进行优化。MCD43 C3 数据由 MODIS 观测反演得到, 记录了地方时正午时刻多个通道的地表反照率。反演算法针对可能存在的云层干扰, 采用与有云邻近的无云日观测来生产其地表反照率数据, 以削弱云层等干扰[31] 。单个 MCD43 C3 文件的数据覆盖全球, 空间分辨率为 0.05°, 时间分辨率为 1 天[32]。除 MODIS 观测通道外, MCD43 C3 数据还提供了合成的宽波段黑空/白空反照率, 包括可见光通道、近红外通道和短波通道。此外, 数据中还有质量标识、正午时刻的太阳天顶角等辅助信息。将 MCD43 C3 数据升尺度到 0.25°, 使用短波通道黑空反照率与白空反照率的平均

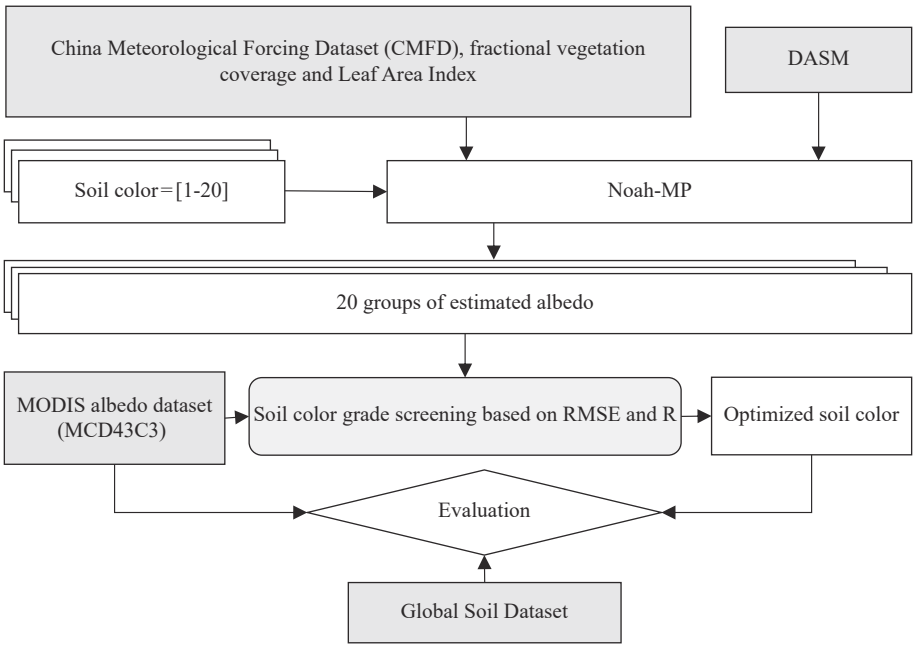


图 2 土壤颜色等级优化与评估流程

Fig. 2 Schematic of the soil color optimization

均值作为参考的反照率值。

1.3.2 模型输入数据

(1)驱动数据。驱动数据是陆地表面模拟的关键,可能最终影响地表反照率模拟结果。本研究中,使用了中国区域高分辨率气象驱动数据(CMFD)。该数据融合了卫星数据、再分析数据和站点观测,包含 7 个气象变量,分别为地表气压、空气温度、空气湿度、风速、降水、向下短波辐射和向下长波辐射。CMFD 数据覆盖中国大陆,时间跨度为 1979—2018 年,时间分辨率为 3 h,空间分辨率为 0.1°×0.1°[33],通过空间平均将其升尺度到 0.25°×0.25°。

(2)土壤水分数据。根据式 (2) 可知,土壤水分对于模型模拟的饱和土壤反照率值具有至关重要的影响。使用 Tian 等[34] 同化得到的土壤水分数据作为模型输入 。该土壤水分数据由双循环同化算法得到,其空间分辨率为 0.25°×0.25°,时间分辨率为 3 h。双循环同化算法能够实现模型和观测误差、模型算子和观测算子参数的同时估计,且已被用于开展青藏高原 SMAP 土壤水分同化实验。基于青藏高原上位于不同气候区的四个土壤水分观测网络资料的验证结果表明,采用双循环土壤水分同化算法能够有效纠正默认参数导致的系统性偏差,显著提高土壤水分的估计精度。

(3)植被覆盖度与叶面积指数遥感数据。为了准确模拟地表反照率,本研究使用 GLASS(Global Land Surface Satellite) 植被叶面积指数 (LAI) 和植被覆盖度 (FVC) 数据作为模型输入。同时,使用 GLASS 植被叶面积指数数据在土壤颜色等级优化过程中排除 LAI 大于 6 的时间点,以在土壤颜色等级优化过程中排除植被的影响。GLASS 叶面积指数、植被覆盖度[35] 由北京师范大学全球变化处理与分析中心发布*,原始空间分辨率为 0.05°,时间分辨率为 1 月。本研究通过空间平均的方法将其升尺度为 0.25°,并通过线性插值的方法将其时间分辨率提高到 1 天。

1.3.3 积雪覆盖度遥感数据

积雪对于土壤反照率有很大影响。为排除积雪的影响,在土壤颜色等级优化过程中对比模型反照率模拟时间序列与 MODIS 反照率数据时间序列时,需要使用遥感积雪覆盖度,排除积雪覆盖度大于 0.02 的时间段。研究选择使用 Pan 等[36] 生成的积雪覆盖度。该数据针对当前主流被动微波积雪数据在山区的低估问题,利用机器学习算法融合 AMSR2(Ad-

* http://www.bnu.data.center.com

vanced Microwave Scanning Radiometer 2)传感器亮温和积雪过程模型模拟的先验知识,以经过代表性检验的全球气象台站数据作为训练样本,生成了2013－2020 年间逐年的全球雪深反演数据集。该数据空间分辨率为 0.25°×0.25°,时间分辨率为 1 天。经检验其在山区或山区边缘的表现优于 AMSR2 官方数据和 GlobSnow 数据,该数据可在国家青藏高原科学数据中心获取[*]。

1.3.4 全球土壤质地数据集

全球土壤数据集 GSDE(Global Soil Dataset for Earth System Model)用于评估土壤颜色等级筛选结果的合理性,即优化后土壤颜色对应的反照率与土壤质地关系是否合理。该数据集由中山大学陆气相互作用研究小组研究发展制作,是 2014 年发布的 CoLM[37] 模式中默认的土壤输入数据。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。GSDE 提供了模式所需的土壤属性,包括砂粒、粉粒、黏粒、砾石、有机质和容重等。

1.3.5 地表温度卫星数据

地表反照率通过引起地表净辐射的变化,改变地表能量。为了进一步评估土壤颜色等级优化对模型模拟精度的改进效果,使用 Yu 等[38] 制作的全球逐日 0.05°时空连续地表温度数据集,将使用优化后的土壤颜色等级模拟的日辐射温度时间序列与其进行对比。该数据集的制备首先基于经验正交函数插值方法,利用 Terra/Aqua MODIS 地表温度数据重建理想晴空条件下的地表温度,然后使用累积分布函数匹配方法融合 ERA5-Land 再分析数据获取全天候条件下的地表温度。该数据可在国家青藏高原科学数据中心[**]获取。本文使用空间平均的方法,将其升尺度到 0.25°后来验证模型模拟的地表辐射温度。

2 结果

2.1 最优土壤颜色等级的逐步筛选

为了排除土壤颜色等级优化过程中植被及积雪对土壤反照率的影响,同时由于其他月份积雪高覆盖的影响,只考虑 2017 年和 2018 年 5－9 月时间窗口内 LAI 小于 6,积雪覆盖度小于 0.02 的网格单元。并且排除了模型模拟积雪覆盖度与遥感数据不一致的网格,即排除了模型模拟有雪而遥感数据无雪以及模型模拟无雪遥感数据有雪的网格。同时,为了保证足够的时间序列样本数量,有效时长少于 30 天的网格被排除。

鉴于 MODIS 反照率数据存在一定的不确定性,优化过程不能单纯依靠一个统计指标。此外,值得注意的是,对于大多数的网格单元,基于 RMSE 的排名靠前土壤颜色等级对应的 RMSE 值可能十分相近。为了更好地说明这个问题,计算所有网格单元中 RMSE 排名较低和最高的土壤颜色等级对应的反照率模拟时间序列与 MODIS 反照率数据之间的 RMSE 差异。从图 2 可以看出,至少 60% 的网格单元在 RMSE 排名前 6 位的土壤颜色等级之间的 RMSE 差异小于 0.04。这也就证明了不应该简单地依靠单一的统计指标来确定最优土壤颜色等级。

基于以上考虑,对于给定的网格单元,参照 Zhao 等[28] 的思路,采用逐步筛选的方法确定最优土壤颜色等级。即依次参考 RMSE 和 R 两个统计指标筛选不合格的土壤颜色等级。对所有土壤颜色等级根据其 RMSE 值进行排序,与排名最高者 RMSE 差异小于 0.01(见图 3)的土壤颜色等级保留在土壤颜色等级库中。根据 R 对更新后的土壤颜色等级库进行第二次重新排序,将排名靠前的土壤颜色等级作为最终的最优土壤颜色等级。

通过对土壤颜色等级的优化结果进行空间分布的分析,从图 4 可以看出,不同地区的土壤颜色等级值存在较大差异。在青藏高原中部,土壤颜色等级集中在 9～11 之间;在青藏高原东南部,土壤颜色等级集中在 15～20 之间;整个研究区内土壤颜色等级优化结果集中在 10～20 之间。其中,在青藏高原中部新参数对应的反照率相比于默认参数有所提高,而在东南部则相反。这说明不同地区土壤颜色等级存在差异,原本使用的默认土壤颜色等级不合理。然而,部分网格始终处于高积雪覆盖状态,导致无法得到土壤颜色等级筛选结果。

[*] https://data.tpdc.ac.cn/zh-hans/data/c3b7d80c-a43b-4b0b-a09e-a38f837fb921

[**] https://data.tpdc.ac.cn/zh-hans/data/b8c448ab-9c50-43fe-9b5d-2a5888658fe6

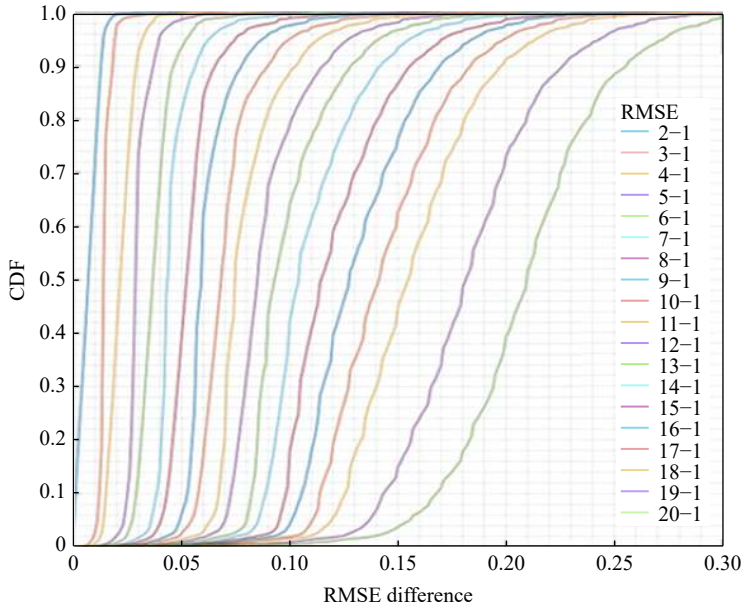


图 3 所有网格单元的排名最高和后 19 位土壤颜色等级对应的 RMSE 之间差异的累积分布函数 (CDF)

Fig. 3 Cumulative Distribution Function (CDF) of statistics differences overall grid-cells in terms of RMSE with regard to different soil colors

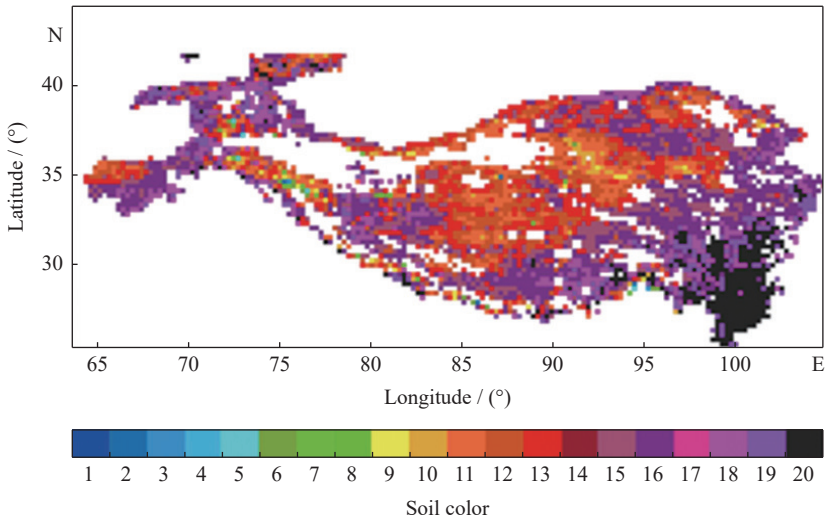


图 4 最优土壤颜色等级空间分布

Fig. 4 Spatial distribution of optimized soil color

2.2 基于卫星遥感数据的最优土壤颜色等级评估

为进一步证明本研究中土壤颜色等级优化的有效性,对优化结果在其他年份的表现进行了评估。将土壤颜色等级设定为 1～20,分别模拟得到了 2016 年 5—9 月份 20 组反照率时间序列。通过优化后的土壤颜色等级值对每个网格的反照率序列进行筛选,得到了青藏高原区域 2016 年 5—9 月份最优的日反照率模拟值时间序列。同时使用同样的驱动数据和原始土壤颜色等级表,将土壤颜色等级值设置为默认值(即为 4),得到默认情况下 2016 年 5—9 月份日反照率模拟值时间序列。将两个结果分别与 MODIS 反照率时间序列进行比较,得到二者统计指标 RMSE。

图 5(a)～(d)显示了使用上述筛选的最优(BEST)及 Noah-MP 默认(DEF)土壤颜色等级模型模拟的反照率与 MODIS 反照率数据之间的 RMSE 的空间分布及频率分布。可以看出,对青藏高原的土

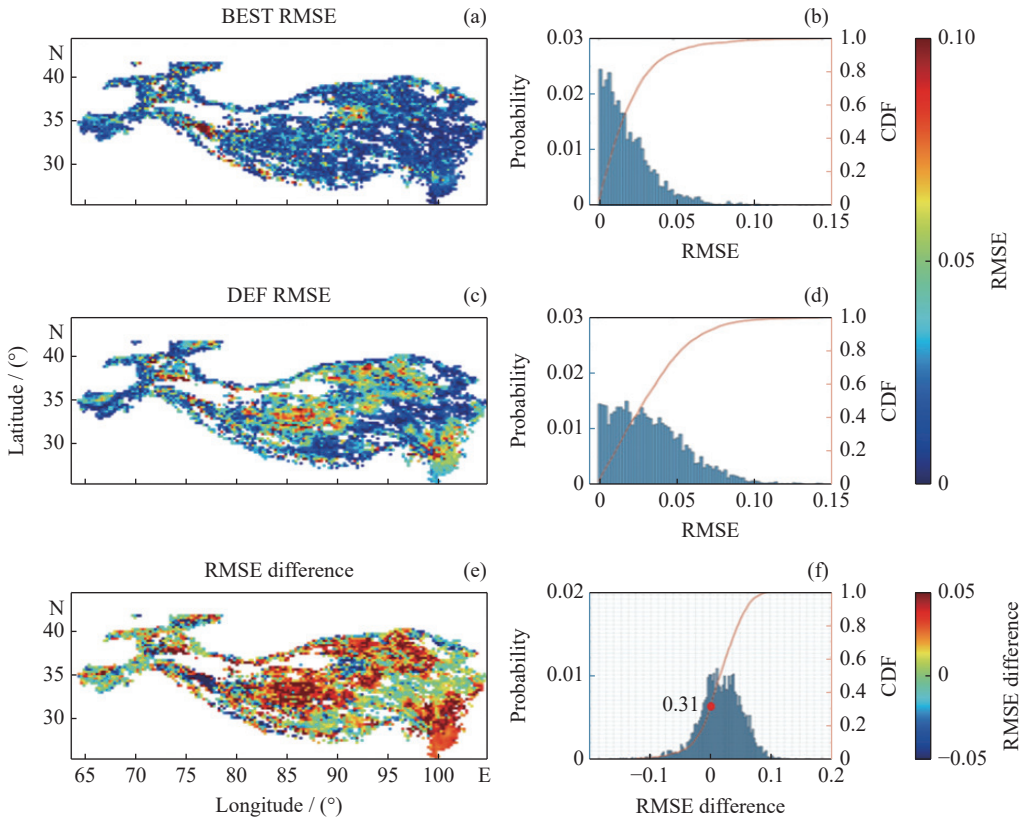


图 5 基于 MODIS 反照率数据的最优土壤颜色等级评估结果

Fig. 5 Evaluation results of optimal soil color based on MODIS albedo data

壤颜色等级进行优化之后，模型模拟得到的反照率模拟结果与卫星数据之间的误差总体上较小，其 RMSE 值在 0.03 以下，这表明模型对高原地区反照率的模拟精度得到了显著提升。相比之下，如图 5(c)(d)所示，采用默认土壤颜色等级进行模拟，则模型所得到的反照率值与实际卫星数据之间的偏差较大，RMSE 值集中在 0.07 以下，这表明模型在默认情况下高原反照率的模拟精度还需进一步提高。从空间上来看，如图 5(e)所示，BEST 在青藏高原中部、东南部反照率模拟结果有明显改进。这可能与优化后和默认情况下土壤颜色等级对应的反照率值在青藏高原中西部、中北部、东南部差异较大，而在青藏高原中东部差异较小有关，进一步说明了优化土壤颜色等级这一重要参数的必要性。此外，整个研究区域的 BEST 相对 DEF 整体改进 69%，如图 5(f)所示，反照率改进最大值可以达到 0.13，即使用优化后的土壤颜色等级模拟的反照率有明显改进。

2.3 基于土壤质地的最优土壤颜色等级评估

土壤质地是指土壤中各种粒径的颗粒所占的相对比例[39]，其与土壤反照率的关系主要体现在：土壤中沙土含量越高，土壤反照率越高；黏土含量及土壤有机质含量越高，土壤反照率越低。换句话说，黏土及土壤有机质含量与土壤反照率成反比，沙土含量与土壤反照率成正比[40]。

为进一步分析土壤颜色等级优化结果的可靠性，根据土壤颜色等级与土壤质地之间的关系，分析不同颜色土壤的砂土、黏土和有机质含量，以验证土壤颜色等级优化结果的可靠性。由图 6(a)可知，在青藏高原区域，优化后的土壤颜色等级集中在 10～20 之间。因此在土壤质地与土壤反照率关系研究中，主要分析土壤颜色等级为 10～20 的网格所对应的砂土、黏土及土壤有机质含量。由图 6(b)～(d)可知，土壤颜色等级在 10～20 之间对应的砂土含量有明显下降趋势，对应的土壤有机质含量有明显上升趋势，对应的黏土含量有稍上升趋势。即砂土含量与土壤反照率呈现明显的正相关，土壤有机质含量与土壤反照率呈现明显负相关，黏土含量与土壤反照率呈现负相关。这说明本研究土壤颜色等级优化结果对应的反

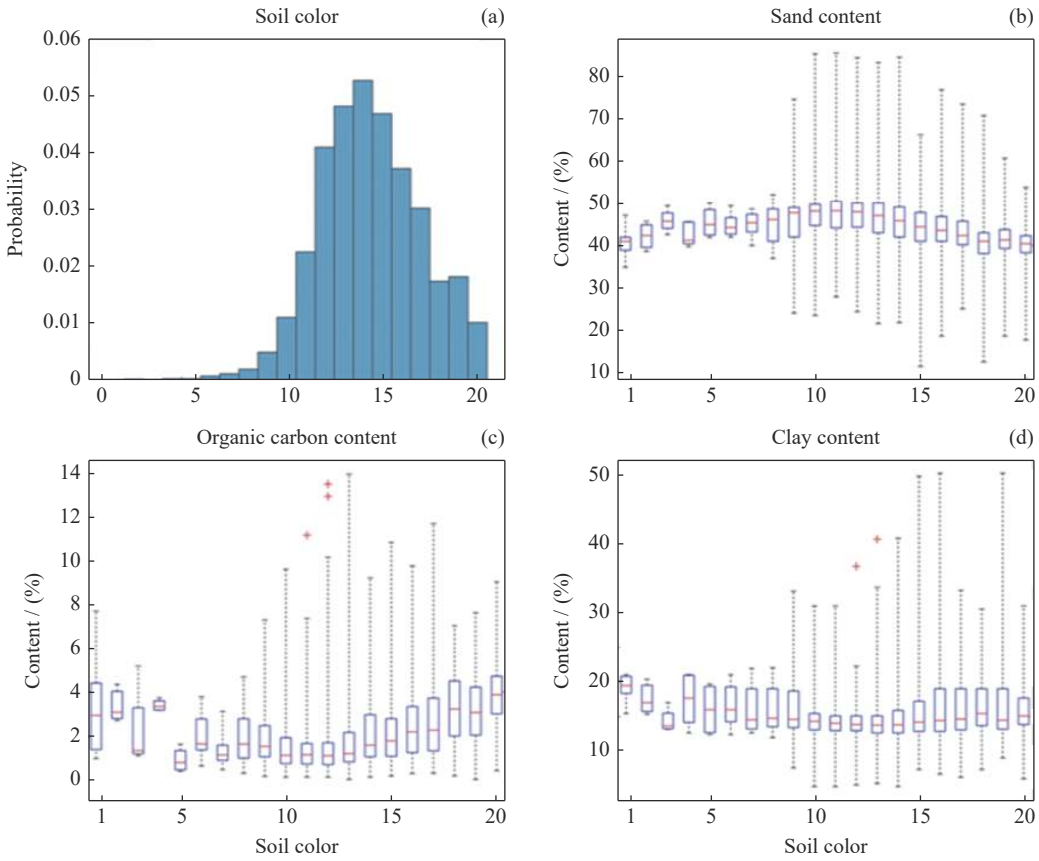


图 6 最优土壤颜色的频率分布 (a) 及其与不同土壤质地的关系 (b～d)

Fig. 6 Statistics of optimal soil color (a) and its relationship between different soil texture properties (b～d)

照率与土壤质地之间的关系符合黏土、砂土与土壤有机质含量与土壤反照率之间的比例规律, 即本研究优化后的土壤颜色等级合理。

3 讨论

3.1 土壤水分影响

Idso 等[41] 对土壤反照率与土壤含水量的关系开展了一系列试验研究, 发现反照率与深度达 10 cm 的土壤平均含水量呈负相关。土壤由干变湿时变暗, 增强了土壤表面吸收光的能力, 土壤水分越高反照率越低, 净辐射和蒸发速率增加[42]。整个太阳光谱土壤反射率在土壤湿度增加到一定阈值时下降, 在饱和之前持续增加。

式(2)表明, Noah-MP 反照率模拟与土壤水分具有密切关系。为了获得更准确的反照率模拟结果, 有必要选择更优的土壤水分数据输入到模型中。而采用同化土壤水分相较于模型默认土壤水分模拟数据的优势需要进一步讨论。因此, 本研究对比了使用 Noah-MP 模拟的土壤水分(SM)以及输入同化土壤水分数据(DASM)情况下, 2016 年 5－9 月份反照率的模型模拟精度。

由图 7(a)(b)可以清晰看出, 不同土壤水分输入下的反照率模拟结果与卫星数据之间的 RMSE 在青藏高原上有相同的空间分布, 然而在青藏高原中部, 使用 Noah-MP 模拟的土壤水分的 RMSE 最高可以达到 0.5 左右, 而输入同化土壤水分数据的 RMSE 在 0.25 左右。将两者 RMSE 作差在空间上进行对比, 如图 7(c)所示, 在青藏高原中部及东部, 两者 RMSE 差值最高达到了 0.15 左右, 说明 DASM 反照率模拟结果与卫星遥感数据的拟合程度更好。整体来看, 如图 7(d)所示, DASM 在整个青藏高原反照率模拟表现更好, 而对于 SM, 反照率模拟在青藏高原 72% 网格有所改进。值得一提的是, 对于那些未改进的网格, 两者的 RMSE 差的绝对值大部分小于 0.05, 无明显差异。

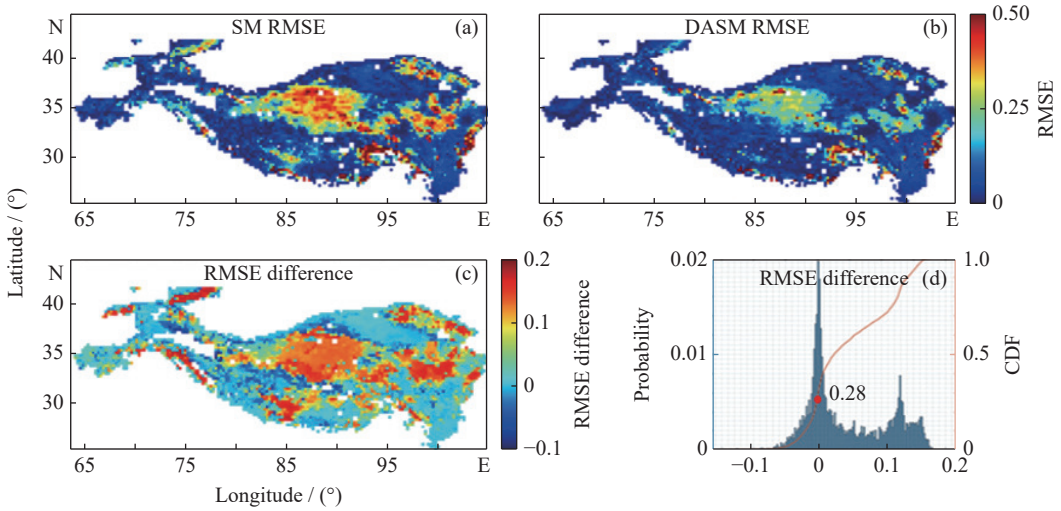


图 7　不同输入条件下模拟反照率与 MODIS 数据的 RMSE 空间分布

Fig. 7　RMSE spatial distribution between simulated albedo with different input and MODIS products

3.2　植被与积雪的影响

在土壤颜色等级的逐步筛选过程中, 设置了一系列阈值来排除其他因素(积雪与植被)对于土壤反照率的影响。为了确定土壤颜色等级优化结果对于阈值的敏感性, 本研究通过改变阈值大小, 设置了对比试验, 以分析积雪与植被对于土壤颜色等级优化结果的影响。对比实验的参数优化时间为 2017 和 2018 年 5—9 月。其中实验 1(C1)在优化过程中考虑时间窗口内 LAI 小于 6, 积雪覆盖度小于 0.1 的网格单元; 实验 2(C2)考虑时间窗口内 LAI 小于 8, 积雪覆盖度小于 0.02 的网格单元。分别计算两个实验得到的土壤颜色等级优化结果在 2016 年 5—9 月与卫星遥感数据的 RMSE, 并与 Noah-MP 默认情况下的结果以及第 2.1 节中的优化结果(C3)进行对比。

对比发现, 三个对比实验筛选得到的最优反照率时间序列与 MODIS 数据之间的 RMSE 有相同的空间分布规律(见图 8), 而为了排除其他影响因素选择的不同阈值会造成每个网格 RMSE 值的略微不同。通过比较 C1 和 C3, 可以发现在青藏高原中部及东南部区域的一些网格, C3 评估结果更优。具体来说, 减小积雪阈值对模拟反照率与卫星数据的 RMSE 最大可以改进 0.04。在整个区域内 C1 结果总体改进 65% 左右, 比 C3 稍差一些, C3 相比 C1 有 3.76% 的网格的反照率筛选结果有所改进。通过对比 C2 和 C3, 可以发现在青藏高原东北部、东南部及中南部区域, C3 评估结果优于 C2。具体来说, 减小植被阈值对模拟反照率与卫星数据的 RMSE 最大可以改进 0.07。在整个区域上 C2 结果总体改进 63% 左右, 相比 C3 稍差。对比之下, C3 相对于 C2 有 5.44% 的网格的反照率筛选结果有所改进。总体而言, 在土壤颜色等级的优化过程中, 应尽量减小植被、积雪等其他因素的影响, 而更严格的植被和积雪筛选标准可得到更稳健的土壤颜色等级改进。

3.3　CLM 土壤颜色等级数据横向对比

通过对 2001—2003 年每月拟合 CLM 模拟月平均无雪反照率和 MODIS 月中正午反照率, Lawrence 等[23] 得出了全球每个网格每月最优的土壤颜色等级, 将每个月土壤颜色等级最优值取平均, 从而得到全球 0.25°分辨率下每个网格土壤颜色等级优化结果。该研究结果在青藏高原区域的空间分布如图 9(a)所示。与本研究土壤颜色等级优化结果(OPT)相比, 两者在空间分布上有相似之处, 例如两者在高原中部均集中于 8～12 之间。不过, 两者之间依然存在明显的差异, 主要表现为 OPT 在高原东南部为 20, 而 CLM 集中于 17～19 之间。此外, 对比两者优化结果的频率分布, 从图 9(b)可以发现, 相对于 CLM, OPT 整体上偏向于土壤颜色等级值大的方向, 即 OPT 筛选的土壤反照率更低。

鉴于两者之间的差异, 对比了两种反照率的优化结果。基于这两组优化结果, 得到了两组 2016 年 5—9 月份日反照率模拟时间序列, 并计算其与 MODIS 反照率数据的 RMSE, 然后将两者 RMSE 作差

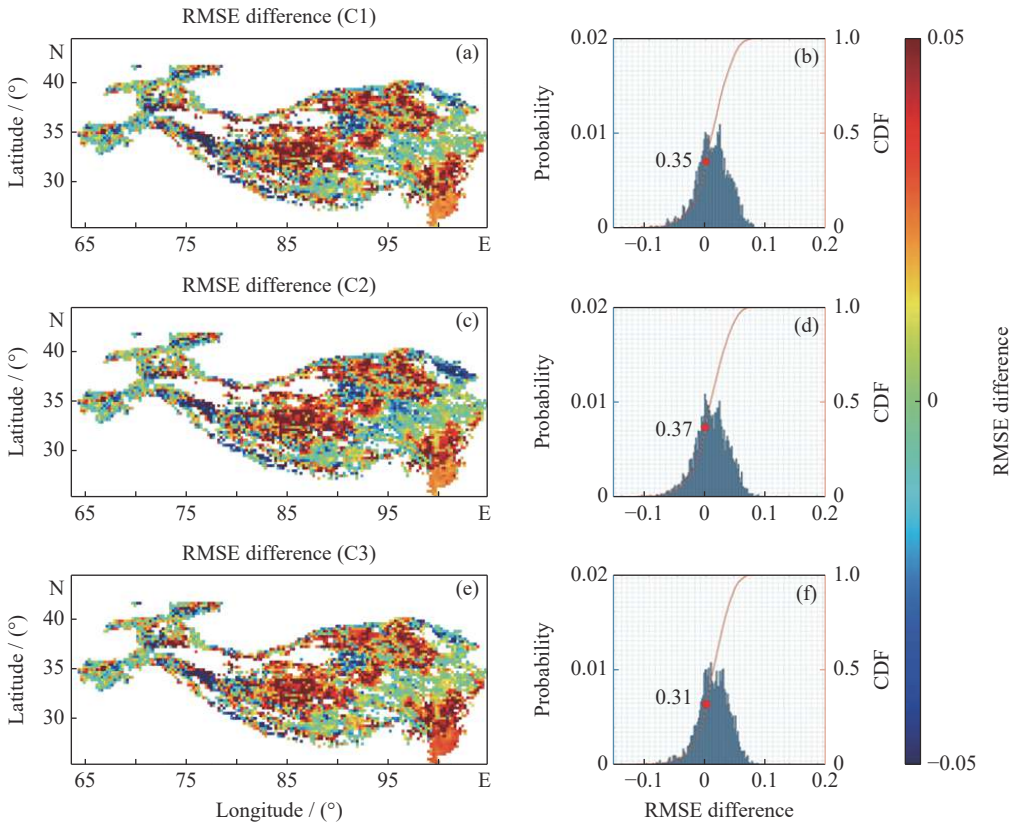


图 8 基于 MODIS 反照率数据的排除其他因素影响阈值的评估结果

Fig. 8 Evaluation results of the threshold that excludes other factors based on MODIS albedo product

(CLM-OPT)。根据图 9(c)所示 RMSE 差值的空间分布,可以发现在青藏高原东南部、西南及中北部,OPT 能够以更好地优化反照率模拟结果,两者 RMSE 差的最大值可以达到 0.19。这表明在这两个区域,土壤颜色等级更深,其对应的土壤反照率也更低。总体而言,如图 9(d)所示,在青藏高原区域有 70% 左右的网格,OPT 在反照率优化上表现更好。以上表现说明土壤颜色等级这一参数存在模型依赖性。同时由于本研究向模型中输入了更为准确的土壤水分数据以及植被信息数据以更精确地刻画植被和土壤反照率,且在参数筛选过程中考虑了植被和积雪覆盖的影响,使得筛选后的土壤颜色等级更能够减小 Noah-MP 模型反照率模拟的不确定性。因此,在土壤颜色等级的筛选过程中,应该同时考虑积雪、植被及其他因素的影响,基于此可以获得更优的土壤颜色等级数据。

3.4 土壤颜色等级优化对辐射温度模拟的影响

通过将卫星反照率与使用优化后土壤颜色等级筛选的模拟反照率对比,表明本工作可以改进模型反照率模拟精度。为了进一步证明土壤颜色等级优化对模型模拟精度的改进效果,本文将使用优化后土壤颜色等级筛选的模拟辐射温度与卫星地表温度对比,以检验土壤颜色等级筛选的有效性。具体而言,将土壤颜色等级设定为 1～20,分别模拟得到了 2016 年 5－9 月 20 组辐射温度时间序列。然后,通过优化后的土壤颜色等级值对每个网格的辐射温度时间序列进行筛选,得到了青藏高原区域 2016 年 5－9 月最优的日辐射温度模拟值时间序列。同时使用同样的驱动数据和原始土壤颜色等级表,将土壤颜色等级值设置为默认值(即为 4),得到默认情况下 2016 年 5－9 月的日辐射温度模拟值时间序列。最后,将两个结果分别与 MODIS 地表温度数据时间序列进行比较,得到二者统计指标 RMSE。

图 10(a)(b)给出了使用上述筛选的最优(best)及 Noah-MP 默认(def)土壤颜色等级模型模拟的反照率与 MODIS 反照率数据之间的 RMSE 的空间分布及频率分布。从图 10(a)所示的空间上分析,在青藏高原中北、中西部,使用优化土壤颜色等级可以提

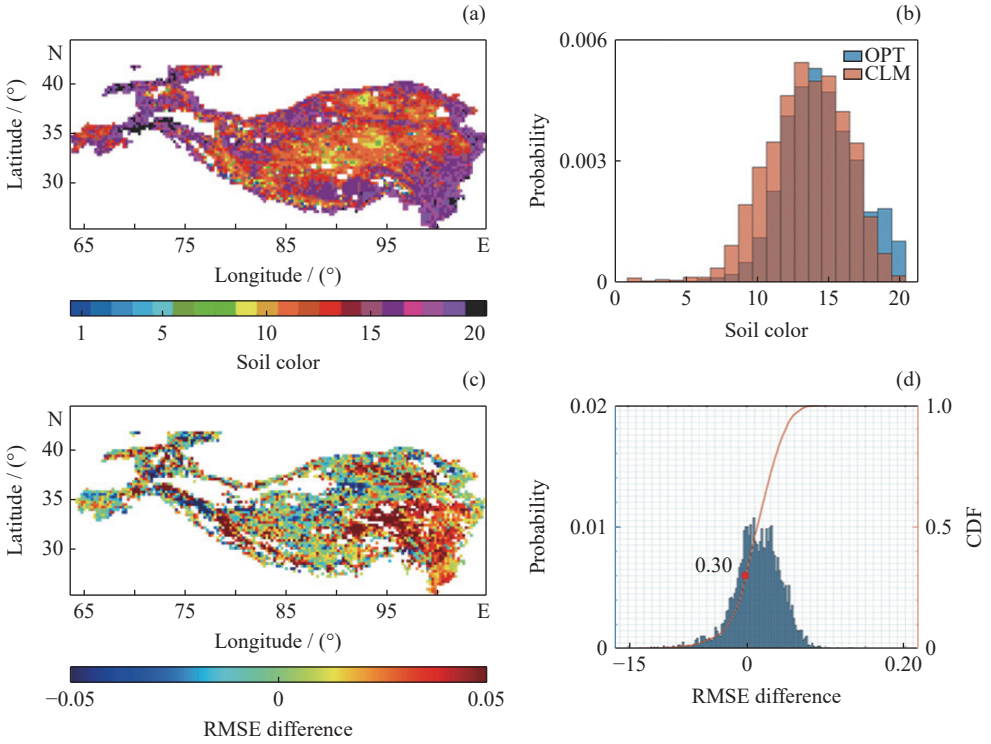


图 9 Lawrence 土壤颜色等级优化结果与本研究结果的对比

Fig. 9 Comparison between the optimization results of Lawrence soil color grade and the results of this study

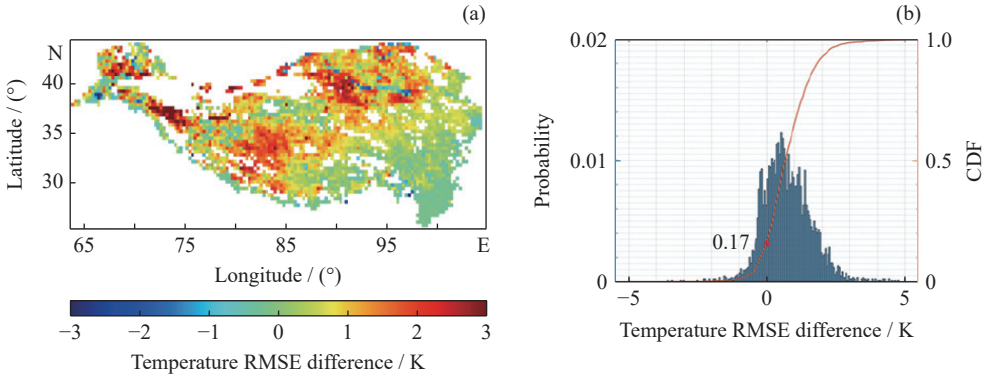


图 10 基于地表温度卫星数据的最优土壤颜色等级评估结果

Fig. 10 Evaluation results of optimal soil color based on land surface temperature dataset

高辐射温度模拟精度。从与反照率评估空间分布的对比来看, 如图 5(e)所示, 在青藏高原中北部, 辐射温度模拟精度有明显改进, 而反照率模拟改进效果不大; 在青藏高原东南部, 辐射温度模拟基本没有改进, 而反照率模拟精度有明显的提高; 其他区域两者空间分布基本相似。整体来看, 如图 10(b)所示, 在青藏高原区域, 使用优化后的土壤颜色等级使得 83% 的网格辐射温度模拟精度有所提高, 改进最大值可以达到 5 K。从这个意义上讲, 土壤颜色等级优化工作对模型地表能量模拟也是至关重要的。

4 结论

通过将 Noah-MP 反照率模拟结果与 MODIS 反照率数据结合, 对 Noah-MP 模型土壤反照率重要参数土壤颜色等级进行优化。研究采用逐步筛选的方法, 在优化过程中排除了积雪和植被等其他因素的影响, 得到了青藏高原区域最优土壤颜色等级数据。而

后将根据优化结果得到的每个网格对应的反照率与默认情况下反照率模拟结果进行对比，并分析了土壤颜色优化结果与土壤质地之间的关系，以此对优化结果进行评估。

研究结果表明青藏高原区域不同地区的土壤颜色等级存在差异，Noah-MP 默认土壤颜色等级在反照率模拟上存在较大不确定性。优化后的土壤颜色等级使得反照率模拟结果在青藏高原 70% 的网格上有所改进，且土壤颜色等级优化结果的空间分布及其对应的反照率符合反照率与土壤质地之间的关系。该工作进一步说明了结合卫星遥感的反照率来改进陆面模型是可行的。

研究还存在一些局限性。首先，一些区域始终处于高积雪覆盖状态，使得研究区内的一些网格没有得到优化结果。其次，当前 Noah-MP 默认基于土壤颜色等级来计算地表反照率，这也是目前大部分陆面模型采用的反照率参数化方案。随着观测的进一步完善，有学者在特定地区矫正参数化方案中土壤水分的权重并在前述式(1)～(2)的基础上进一步考虑太阳天顶角的影响[43]，这可能会影响该工作优化的土壤颜色等级在这些新型参数化方案中的适用性。此外，分析使用的同化土壤水分时空覆盖度不足，在研究区域内一些网格未有效刻画土壤湿度信息，这可能为最终的土壤颜色等级优化带来不确定性。在今后的研究中可以考虑使用如 SMAP 等其他土壤水分数据，并进一步扩大研究区域，从而得到全球范围最优土壤颜色等级数据。

参考文献

[1] CHARNEY J, QUIRK W J, CHOW S H, *et al*. A comparative study of the effects of albedo change on drought in semi-arid regions[J]. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 1977, **34**(9): 1366-1385

[2] ELTAHIR E A B. A soil moisture-rainfall feedback mechanism: 1. Theory and observations[J]. *Water Resources Research*, 1998, **34**(4): 765-776

[3] CHAPIN F S. Climate change and the biosphere[J]. *The Scientist*, 2008, **22**(1): 37

[4] BETTS AK, BALL JH, BELJAARS, ACM, MILLERMJ, VITERBO PA. The land surface–atmosphere interaction: a review based on observational and global modelling perspectives[J]. *Journal of Geophysical Research-atmospheres*, 1996, **101**: 7209-7225

[5] ALTON P. A simple retrieval of ground albedo and vegetation absorptance from MODIS satellite data for parameterisation of global Land-Surface Models[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2009, **149**(10): 1769-1775

[6] HENDERSON-SELLERS A, WILSON M F. Surface albedo data for climatic modeling[J]. *Reviews of Geophysics*, 1983, **21**(8): 1743-1778

[7] EK M B, MITCHELL K E, LIN Y, *et al*. Implementation of Noah land surface model advances in the National Centers for Environmental Prediction operational mesoscale Eta model[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2003, **108**(D22): 8851

[8] WILSON M F, HENDERSON-SELLERS A. A global archive of land cover and soils data for use in general circulation climate models[J]. *Journal of Climatology*, 1985, **5**(2): 119-143

[9] KOSTER R D, SUAREZ M J. The components of a 'SVAT' scheme and their effects on a GCM's hydrological cycle[J]. *Advances in Water Resources*, 1994, **17**(1/2): 61-78

[10] DICKINSON R E, HENDERSON-SELLERS A, KENNEDY P J. Biosphere-Atmosphere Transfer Scheme (BATS) Version 1e as Coupled to the NCAR Community Climate Model[R]. Boulder: NCAR, 1993

[11] SELLERS P J, MINTZ Y, SUD Y C, *et al*. A simple biosphere model (SIB) for use within general circulation models[J]. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 1986, **43**(6): 505-531

[12] GEDNEY N, COX P M, DOUVILLE H, *et al*. Characterizing GCM land surface schemes to understand their responses to climate change[J]. *Journal of Climate*, 2000, **13**(17): 3066-3079

[13] KIEHL J T, HACK J J, BONAN G B, *et al*. The national center for atmospheric research community climate model: CCM3[J]. *Journal of Climate*, 1998, **11**(6): 1131-1149

[14] WANG Z, ZENG X, BARLAGE M, *et al*. Using MODIS BRDF and albedo data to evaluate global model land surface albedo[J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2004, **5**(1): 3-14

[15] LAWRENCE D M, SLINGO J M. An annual cycle of vegetation in a GCM. Part II: global impacts on climate and hydrology[J]. *Climate Dynamics*, 2004, **22**(2/3): 107-122

[16] SHI Y, YU M, ERFANIAN A, *et al*. Modeling the dynamic vegetation-climate system over China using a coupled regional model[J]. *Journal of Climate*, 2018, **31**(15): 6027-6049

[17] WARREN S G, WISCOMBE W J. A model for the spectral albedo of snow. II: snow containing atmospheric aerosols[J]. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 1980, **37**(12): 2734-2745

[18] WISCOMBE W J, WARREN S G. A model for the spectral albedo of snow. I: pure snow[J]. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 1980, **37**(12): 2712-2733

[19] JONSELL U, HOCK R, HOLMGREN B. Spatial and tem-

poral variations in albedo on Storglaciären, Sweden[J]. *Journal of Glaciology*, 2003, **49**(164): 59-68

[20] HANSEN J, NAZARENKO L. Soot climate forcing via snow and ice albedos[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2003, **101**(2): 423-428

[21] BAO Y, LÜ S H, ZHANG Y, *et al*. Improvement of surface albedo simulations over arid regions[J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 2008, **25**(3): 481-488

[22] PARK S, PARK S K. Parameterization of the snow-covered surface albedo in the Noah-MP Version 1.0 by implementing vegetation effects[J]. *Geoscientific Model Development*, 2016, **9**(3): 1073-1085

[23] ZHONG E F, LI Q, SUN S F, *et al*. Improvement of a snow albedo parameterization in the Snow-Atmosphere-Soil Transfer model: evaluation of impacts of aerosol on seasonal snow cover[J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 2017, **34**(11): 1333-1345

[24] MIAO X, GUO W D, QIU B, *et al*. Accounting for topographic effects on snow cover fraction and surface albedo simulations over the Tibetan Plateau in winter[J]. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2022, **14**(8): e2022MS003035

[25] HOULDCROFT C J, GREY W M F, BARNSLEY M, *et al*. New vegetation albedo parameters and global fields of soil background albedo derived from MODIS for use in a climate model[J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2009, **10**(1): 183-198

[26] LAWRENCE P J, CHASE T N. Representing a new MODIS consistent land surface in the Community Land Model (CLM 3.0)[J]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2007, **112**(G1): G01023

[27] YANG Z L, NIU G Y, MITCHELL K E, *et al*. The community Noah land surface model with multiparameterization options (Noah-MP): 2. Evaluation over global river basins[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2011, **116**(D12): D12110

[28] ZHAO L, YANG K, HE J, *et al*. Potential of mapping global soil texture type from SMAP soil moisture product: a pilot study[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, **60**: 4406410

[29] CAI X T, YANG Z L, DAVID C H, *et al*. Hydrological evaluation of the Noah-MP land surface model for the Mississippi River Basin[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2014, **119**(1): 23-38

[30] HE C, VALAYAMKUNNATH P, BARLAGE M, *et al*. The Community Noah-MP Land Surface Modeling System Technical Description Version 5.0[R]. Boulder: NCAR, 2023. DOI: 10.5065/ew8g-yr95

[31] WANG Z S, SCHAAF C B, SUN Q S, *et al*. Capturing rapid land surface dynamics with Collection V006 MODIS BRDF/NBAR/Albedo (MCD43) products[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, **207**: 50-64

[32] SCHAAF C, WANG Z. MCD43C3 MODIS/Terra+Aqua BRDF/Albedo Albedo Daily L3 Global 0.05Deg CMG V006[OL]. [2023-07-30]. https://doi.org/10.5067/MODIS/MCD43C3.006

[33] HE J, YANG K, TANG W J, *et al*. The first high-resolution meteorological forcing dataset for land process studies over China[J]. *Scientific Data*, 2020, **7**(1): 25

[34] TIAN J X, LU H, YANG K, *et al*. Quick estimation of parameters for the land surface data assimilation system and its influence based on the extended Kalman filter and automatic differentiation[J]. *Science China Earth Sciences*, 2023, **66**(11): 2546-2562 (田佳鑫, 卢麾, 阳坤, 等. 基于扩展卡尔曼滤波和自动微分技术对陆面数据同化系统参数的快速估计及其影响 [J]. 中国科学: 地球科学, 2023, **53**(11): 2591-2608)

[35] XIAO Z Q, LIANG S L, WANG J D, *et al*. Long-time-series global land surface satellite leaf area index product derived from MODIS and AVHRR surface reflectance[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, **54**(9): 5301-5318

[36] PAN J M, YANG J W, JIANG L M, *et al*. Combination of snow process model priors and site representativeness evaluation to improve the global snow depth retrieval based on passive microwaves[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, **61**: 4301120

[37] DAI Y J, CoLM Team. CoLM (Common Land Model) Version 2014, Model Item, OpenGMS[OL]. [2023-07-30]. https://geomodeling.njnu.edu.cn/modelItem/7b12e874-c7cb-4c2d-b9d3-e5017167da1d

[38] YU P, ZHAO T J, SHI J C, *et al*. Global spatiotemporally continuous MODIS land surface temperature dataset[J]. *Scientific Data*, 2022, **9**(1): 143

[39] BORMANN H. Towards a hydrologically motivated soil texture classification[J]. *Geoderma*, 2010, **157**(3/4): 142-153

[40] WAGGONER D G, SOKOLIK I N. Seasonal dynamics and regional features of MODIS-derived land surface characteristics in dust source regions of East Asia[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, **114**(10): 2126-2136

[41] IDSO S B, JACKSON R D, REGINATO R J, *et al*. The dependence of bare soil albedo on soil water content[J]. *Journal of Applied Meteorology*, 1975, **14**(1): 109-113

[42] GASCOIN S, DUCHARNE A, RIBSTEIN P, *et al*. Sensitivity of bare soil albedo to surface soil moisture on the moraine of the Zongo glacier (Bolivia)[J]. *Geophysical Research Letters*, 2009, **36**(2): L02405

[43] ZHENG Zhiyuan, WEI Zhigang, LI Zhenchao, *et al*. Study of parameterization of surface albedo of bare soil over the Gobi desert in the Dunhuang region[J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences*, 2014, **38**(2): 297-308 (郑志远, 韦志刚, 李振朝, 等. 敦煌荒漠戈壁地区裸土地表反照率参数化研究 [J]. 大气科学, 2014, **38**(2): 297-308)