

李得勤, 段云霞, 张述文, 等. 2015. 土壤湿度和土壤温度模拟中的参数敏感性分析和优化 [J]. 大气科学, 39 (5): 991–1010. Li Deqin, Duan Yunxia, Zhang Shuwen, et al. 2015. Quantifying parameter sensitivity and calibration in simulating soil temperature and moisture [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 39 (5): 991–1010, doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1503.14276.

土壤湿度和土壤温度模拟中的参数 敏感性分析和优化

李得勤^{1,2} 段云霞³ 张述文² 文小航⁴

1 中国气象局沈阳大气环境研究所, 沈阳 110166

2 兰州大学半干旱气候变化教育部重点实验室, 兰州 730000

3 沈阳市气象台, 沈阳 110168

4 成都信息工程学院, 成都 610225

摘要 使用一种复杂洗牌算法 (SCE-UA, Shuffled Complex Evolution Algorithm) 对 Noah 陆面模式中的参数进行敏感性分析和优化, 其中水文参数采取直接优化和优化土壤成份的形式, 侧重于研究两种水文参数给出方法对土壤湿度和土壤温度模拟的敏感性。结果表明: 将土壤湿度和土壤温度作为判据, 模式中水文参数敏感性最高, 水文参数对土壤湿度的敏感性要高于对土壤温度的敏感性。表层土壤湿度作为判据对土壤水文参数优化后, 可以改善土壤湿度和土壤温度的模拟, 加入深层土壤湿度同时作为判据后, 优化使土壤温度的模拟变差。当土壤成份作为优化的参数, 表层和深层土壤湿度作为判据, 优化能够同时改善土壤湿度和土壤温度的模拟。单独使用土壤温度作为判据不能达到优化水文参数的目的。将土壤成份作为优化的参数后, 土壤湿度和土壤温度的多判据优化效果最好, 且减少不敏感参数的个数后对优化结果的影响总体不大。基于以上结果, 将土壤成份作为优化水文参数的方法能够更好的考虑不同水文参数之间的约束关系, 优化后的水文参数具有很好的一致性, 优化效果较直接优化水文参数更好。

关键词 土壤湿度 参数优化 敏感性分析 陆面过程

文章编号 1006-9895(2015)05-0991-20

中图分类号 P404

文献标识码 A

doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1503.14276

Quantifying Parameter Sensitivity and Calibration in Simulating Soil Temperature and Moisture

LI Deqin^{1,2}, DUAN Yunxia³, ZHANG Shuwen², and WEN Xiaohang⁴

1 Institute of Atmospheric Environment, China Meteorological Administration, Shenyang 110016

2 Key Laboratory for Semi-Arid Climate Change of the Ministry of Education, Lanzhou University, Lanzhou 730000

3 Shenyang Meteorological Service, Shenyang 110016

4 Chendu University of Information Technology, Chendu 610225

Abstract The Shuffled Complex Evolution Algorithm is used to estimate the parameters in the Noah model, and soil hydraulic parameters are also estimated by soil texture components to evaluate the sensitivity of model hydraulic parameters in simulating soil moisture and soil temperature. The results show that soil hydraulic parameters are more sensitive than parameters related to vegetation, and more sensitive to soil moisture than soil temperature. When surface soil moisture is used to calculate the objective function, the estimated hydraulic parameters can not only improve the soil moisture, but also soil temperature. However, when deep soil moisture is used to calculate the objective function, the soil

收稿日期 2014-09-30; 网络预出版日期 2015-03-11

资助项目 国家自然科学基金项目 41105064、41305058, 半干旱气候变化教育部重点实验室 (兰州大学) 开放课题

作者简介 李得勤, 男, 1981 年出生, 博士, 主要从事陆面过程、中尺度天气和区域气候模拟研究。E-mail: lewen05@hotmail.com

temperature simulation is even worse than with default parameters. Soil texture components are also used to calculate soil hydraulic parameters; and when they are used as estimated parameters, the results can improve both soil moisture and soil temperature simulation. Parameter estimation experiments in which soil temperature is used to calculate the objective function cannot improve the simulation of soil moisture. When soil texture components are used as estimated parameters and soil moisture and soil temperature are used to calculate the objective function, the estimated hydraulic parameters can improve both soil moisture and soil temperature simulation. Decreasing the number of parameters has little impact on the results. Accordingly, when soil texture components are used as estimating parameters in this land surface model, the estimated hydraulic parameters show good consistency—more so than when estimating hydraulic parameters directly.

Keywords Soil moisture, Parameter calibration, Sensitivity, Land surface model

1 引言

陆面过程控制着地面与大气间的水分和能量的循环,对天气和气候异常起着记忆作用 (Jiang et al., 2009; Niu et al., 2011; 李得勤等, 2012)。土壤湿度是陆面过程水分储存的重要方式,土壤湿度的异常对天气的影响可以维持数周到季节的时间尺度 (Koster et al., 2004; Guo et al., 2006; 陈海山和周晶, 2013; 赖欣等, 2014)。陆面比较计划对现有大量的陆面模式进行了对比,结果显示没有一个陆面模式能够很好的模拟土壤湿度,土壤湿度和地表通量之间的关系在模式中并没有得到很好的反映 (Shao and Henderson-Sellers, 1996; Dirmeyer et al., 2006),集合预报在一定程度上降低了陆面模式对地表通量和土壤湿度模拟的不确定性 (Entin et al., 1999; Guo et al., 2006, Zhang et al., 2011),但也无法从根本上解决不同陆面模式对土壤湿度和地表通量模拟之间不协调。

陆面模式模拟的不确定性不仅与所使用的参数化方案、初始场和驱动数据的质量有关,还取决于参数的准确性和代表性 (李新等, 2007; Xie et al., 2007),比起强迫条件和地表信息,土壤湿度的模拟更加依赖于土壤水文参数 (Pitman, 2003; Gutmann and Small, 2005; Santanello et al., 2007)。对陆面模式参数的合理校准,可以在一定程度上改进模式的模拟效果 (Henderson-Sellers, 1996; Duan et al., 2006)。陆面模式中涉及到的参数众多,可以分为“物理型”和“功能型”两种类型,“物理型”参数大多可以直接观测 (如,饱和土壤含水量和植被覆盖度,等),而“功能性”参数 (如,空气动力粗糙度、土壤热容和土壤水扩散率,等)大多无法直接观测 (Gupta et al., 1999; Bastidas et al., 2006)。不同陆面模式所使用的下垫面参数集由于分辨率不同,加之受到植被和土壤分类方法不同的影响

(Gupta et al., 1999),即使是同一种土壤或植被类型,具有相同物理意义的参数在不同模式中也存在差异 (李得勤等, 2013)。此外,全球土壤和植被的非均匀受气候变化和人类活动的影响,下垫面状态包括土壤和植被覆盖状态均在不断发生变化,也影响了现有陆面参数集的使用效果。

参数敏感性分析和优化不仅可以用来确定模式中的关键参数,还可以通过调整或订正敏感参数使模拟结果更接近于观测 (Gupta et al., 1999; 张添等, 2012; 李剑铎等, 2013)。Duan et al. (1992) 提出一种复杂的洗牌算法 (SCE-UA, Shuffled Complex Evolution Algorithm),被广泛的用在了水文和陆面模式的参数优化中,研究显示该方法可以用来优化陆面和水文模式中的参数 (Duan et al., 1992, 2006; Liu et al., 2005; Yang et al., 2005; 李得勤等, 2013)。Bastidas et al. (1999, 2006) 提出一种多判据通用敏感性分析方法 (MOGSA, MultiObjective Generalized Sensitivity Analysis),该方法可以对陆面模式中几乎所有的参数,使用地表通量,土壤湿度和土壤温度作为判据进行敏感性分析,但它的缺陷是无法达到优化的目的, Demarty et al. (2004) 进一步改进了该算法,对模式参数进行优化。PEST (Parameter Estimation Tool) 是一种使用非线性最优算法建立的参数估计模型,也被广泛用在参数优化工作中 (Santanello et al., 2007; Wang et al., 2007; Peters-Lidard et al., 2008)。李红祺等 (2011) 使用一种条件非线性最优扰动方法 (CNOP, Conditional nonlinear optimal perturbation) 应用于陆面模式的参数优化中,得到了较好的应用效果 (Li et al., 2011)。

参数代表着模式物理过程中一些固定的物理特征,参数的敏感性分析和优化结果显示,模式输出经常受少数几个主要参数的影响,参数之间的相互影响对模式输出影响较大 (Rosero et al., 2010)。单站的参数敏感性分析和优化可以用来诊断不同

参数对模式输出的响应程度, 定量了解模式中不同参数和物理过程对模式输出的贡献, 还可以用来验证不同参数在特定时段或对一定流域模拟产生的影响 (Santanello et al., 2007)。随着基于陆面数据同化系统和观测资料的陆面模式强迫场数据集的不断丰富, 卫星遥感对地表参数的观测以及地表通量观测网络的建立, 为区域尺度的参数校准提供了强迫和依据, Matsui et al. (2007) 使用卫星遥感的地表反照率优化了陆面模式中的相关参数。Montzka et al. (2011) 使用遥感的表层土壤湿度优化了水文参数。此外, 陆面模式与天气和气候模式耦合后, 甚至直接将一些更为直观的输出量 (如降水和温度) 作为判据, 用来研究模式系统来源不同的参数对整个系统输出的影响。

虽然大多数陆面模式使用 1D-Richards 方程表述土壤中的水分传输过程, 但是土壤水文参数设置, 垂直分层以及数值求解方法几乎各具特色。本文使用土壤湿度和土壤温度作为判据, 检验陆面模式中的不同参数对土壤湿度和土壤温度模拟的敏感性。对陆面模式水文参数采取直接优化和优化土壤成份的形式, 且考虑了不同深度上的土壤湿度和土壤温度作为判据对优化结果的影响, 这有助于认识土壤垂直结构的不均匀性对土壤湿度模拟的不确定。通过分析陆面模式中对土壤温度和土壤湿度模拟敏感的主要参数, 为模式水文参数的设置和区域尺度的参数优化提供一定的参考。

2 陆面模式、观测数据和优化算法

2.1 陆面模式和观测数据

Noah 模式由最初的 OSU-LSM (Oregon State University Land Surface Model) 陆面模式发展而来 (Chen et al., 1996), 为当前陆面模式中的主流模式之一, 在中尺度天气预报系统 WRF (Weather Research and Forecasting system) 中应用多年, 同时也是 NCEP (National Centers for Environmental Prediction) 北美陆面数据同化系统 (NLDAS, North American Land Data Assimilation System) 中的一员, Noah 模式已经证明对半干旱区域地表通量模拟有较好的应用效果 (Hogue et al., 2005)。

Noah 模式包括一个单层植被模型和四层的土壤模型, 使用 1D-Richards 方程表述土壤水分扩散和传输过程, 输出的诊断变量包括: 地表通量、土壤温度、土壤湿度、土壤中的冰、植被中的水分、

积雪等。土壤层厚度依次为 0.1、0.3、0.6、和 1.0 m, 土壤层总深度为 2 m, 考虑最大根深为 1 m。考虑植被类型为 13 种, 土壤类型为 9 种, 不同植被和土壤类型通过查表法设置不同参数, 这些参数用来区分他们物理属性间的差异。

观测资料使用方面, 本文使用美国土壤湿度计划 SMEX03 (Soil Moisture Experiment 2003) 观测试验中位于 Oklahoma 州 Little Washita 站点的观测数据。SMEX03 观测试验时间为 2003 年 6 月 1 日至 7 月 31 日, 观测的变量不仅包括降水、气压、大气温度、太阳辐射、风向、风速和相对湿度, 还包括土壤温度和土壤湿度, 土壤介电常数和土壤盐度的观测, 以及 Little Washita 流域部分区域的土壤成份观测。其中土壤湿度和土壤温度的观测深度依次为 2 in (5.08 cm), 4 in (10.16 cm) 和 20 in (50.80 cm)。文中主要使用其陆面模式中的强迫数据, 不同深度层上的土壤湿度和土壤温度可以作为判据, 还可以对优化结果进行验证, 土壤成份的观测则可以与优化结果进行对比。

2.2 参数优化算法和目标函数

SCE-UA 方法使用种群竞争演变算法 (Competitive Complex Evolution, 简称 CCE) 将取样本分为若干个种群分区, 每一分区取样相互无关并各自搜索最优点, 种群之间可以相互传递搜索得到的信息来更新搜索的分区样本, 使得所有的参数同时达到最优。使用中, 需要根据每个参数的分布预先设置参数的分布区间, SCE-UA 方法对每个参数在其分布区间中进行随机抽取, 根据每个参数的变化对目标函数的贡献确定参数重采样取样的方向。根据 SCE-UA 方法的优化原理, 在保证迭代次数足够多的前提下, 优化过程中不同参数取样的概率分布特征在一定程度上反映了其对判据的敏感程度, 迭代次数越多, 得到的参数也更加接近于参数的最优值。通过分析每个参数采样的概率密度得到不同参数的敏感性, 而结合每次迭代计算得到的目标函数和参数分布的概率密度得到参数的优化结果 (李得勤等, 2013)。

目标函数用来定量的描述模式模拟值与观测值之间的偏差, 在参数敏感性分析和优化中作为优化判据。在陆面模式模拟中, 模拟结果包含的物理量一般较多, 且取值范围不同, 目标函数需使得所有模拟物理量同时向观测逼近, 即多判据的优化。Yang et al. (2005) 和 Liu et al. (2005) 在将 SCE-UA

优化方法用于陆面模式参数优化时,使用单个判据目标函数的最小值或者最大值对每个判据进行标准化,通过添加权重得到最终的目标函数。本文采用 Yang et al. (2005) 使用的目标函数标准化方法,具体表达式如下:

$$F = \frac{F_T}{F_{T,\min}} + \frac{F_\theta}{F_{\theta,\min}} \quad (1)$$

其中, F 为最终的目标函数, F_T 和 $F_{T,\min}$ 为土壤温度作为判据的目标函数和其最小值, F_θ 和 $F_{\theta,\min}$ 为土壤湿度作为判据的目标函数和其最小值。

为了使模式模拟的物理量在时间序列上更加接近于实际观测,均方根误差 (RMSE), 相关系数 (r), 偏差 (bias), 平均偏差 (Mean bias), 以及偏差的变换形式, 如 Nash-Sutcliffe 数和 $\text{RMSE}_{\text{box-cox}}$ 等常被用来计算目标函数, 其中均方根误差使用最为广泛。本文使用 $\text{RMSE}_{\text{box-cox}}$ 用来衡量每个要素和观测之间的偏差, $\text{RMSE}_{\text{box-cox}}$ 为 RMSE 的一种变换形式, 由于其更有利于把握陆面和水文过程的时间演变特征, 所以有着广泛的使用 (Demaria et al., 2007; Rosero et al., 2011), 具体表达如下:

$$\text{RMSE}_{\text{box-cox}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (O_t^* - Y_t^*)^2} \quad (2)$$

$$Y_t^* = \frac{Y_t}{\lambda} \quad (3)$$

$$O_t^* = \frac{O_t}{\lambda} \quad (4)$$

其中, O 为观测值; Y 为模式模拟值; t 为观测的时段; λ 为 $\text{RMSE}_{\text{box-cox}}$ 系数, 取 0.3。式 (2) 可以用来计算每个观测要素与对应的模拟值之间的偏差, 在计算多个目标函数的判据时, 使用式 (1) 将不同要素的目标函数进行标准化, 然后得到多判据的目标函数。

3 试验设计

虽然已经有大量的针对 Noah 陆面模式中的参数优化工作, 且大多数是对陆面模式中几乎全部的参数进行了优化 (Hogue et al., 2005; Rosero et al., 2009), 使用的判据大多为地表通量 (感热通量, 潜热通量和土壤热通量) 和土壤温度, 很少使用土壤湿度作为判据。实际上, 土壤湿度模拟的准确度影响着模式对土壤温度的模拟, 进而影响地表通量的模拟。

本文主要使用土壤湿度和土壤温度作为判据, 来检验陆面模式中不同参数对土壤湿度和土壤温

度模拟的敏感性, 重点关注模式中水文参数的敏感性和优化效果。表 1 给出了 Noah 模式中优化的 25 个参数, 其中涉及到的土壤相关参数共 12 个, 植被相关参数共 12 个, 还包括地形坡度参数 1 个, 不同参数的取值区间根据以往对 Noah 模式开展的参数优化工作 (Hogue et al., 2005; Bastidas et al., 2006; Rosero et al., 2010) 给出。Noah 模式使用均质土壤类型, 不考虑土壤质地的垂直变化, 但是从不同深度层上的土壤湿度和土壤温度作为判据的优化试验能在一定程度上反映土壤垂直不均一性对土壤湿度和土壤温度模拟的影响。根据观测资料, 可以获得表层 (5.08 和 10.4 cm) 和深层 (50.8 cm) 土壤的土壤湿度和土壤温度, 其中表层土壤湿度和土壤温度使用 5.08 和 10.4 cm 的平均值。

受不同陆面模式中的土壤分类和相应参数确定方法不同的影响, 土壤水文参数的给出方式分查表法和土壤成份的形式给出, 此外, 确定水文参数与土壤成份的关系也存在很大的难度 (Dai et al., 2013), 所以, 不同陆面模式即使同一种土壤相同物理意义的参数取值也不相同。Noah 陆面模式中的土壤水文参数以查表法形式给出, 这里除了直接对 Noah 模式中的水文参数和其他参数进行敏感性分析和优化, 还采用通过土壤成份计算模式中土壤水文参数的方法 (Cosby et al., 1984; Oleson et al., 2010), 其中饱和土壤含水量为

$$\theta_s = 0.489 - 0.00126(\% \text{ sand}), \quad (5)$$

饱和土壤水传导率 K_s 为

$$K_s = 0.0070556 \times 10^{-0.884 + 0.0153(\% \text{ sand})}, \quad (6)$$

饱和土壤基质势 ψ_s 为

$$\psi_s = -10.0 \times 10^{1.88 - 0.0131(\% \text{ sand})}, \quad (7)$$

b 的表达式为

$$b = 2.91 - 0.159(\% \text{ clay}), \quad (8)$$

式中, %sand 为土壤中沙粒的百分含量, %clay 为土壤中粘粒的百分含量。土壤水文参数的计算方法较多 (Dai et al., 2013), 这里只给出了其中一种, 需要说明的是, 参数优化是建立在模式物理过程描述的基础上, 本文并不对上述公式中所使用的系数进行优化。

4 结果分析

4.1 土壤湿度作为判据的敏感性分析和优化试验

将土壤湿度作为判据对表 1 给出的 Noah 模式

表 1 Noah 模式中优化的参数
Table 1 Optimized parameters in the Noah land surface model

序号	参数名	单位	默认值	最小值	最大值	参数意义
1	MAXSMC	$m^3 m^{-3}$	0.464	0.35	0.55	饱和含水量
2	PSISAT	$m m^{-1}$	0.62	0.1	0.65	饱和水势
3	SATDK	$m s^{-1}$	0.2×10^{-5}	0.1×10^{-6}	0.1×10^{-5}	饱和水传导率
4	BEXP	-	8.72	4.0	10.0	土壤参数“b”
5	QUARTZ	-	0.10	0.1	0.82	土壤石英含量
6	CZIL	-	0.075	0.05	8	Zilintikevich 系数
7	FXEXP	-	2.0	0.2	4	裸土蒸发指数
8	CSOIL	$J m^{-3} K^{-1}$	2.0×10^5	1.26×10^5	3.5×10^5	土壤比热容
9	REFDK	-	2.0×10^{-7}	0.5×10^{-8}	0.3×10^{-6}	与 REFKDT 一起来计算径流参数 KDT
10	REFKDT	-	3.0	0.1	10	地表径流参数
11	SMLow	-	0.5	0.01	1.0	用来计算土壤湿度萎蔫值的参数
12	SMHIGH	-	6.0	2	8	用于计算土壤湿度参考值的参数
13	NROOT	-	3	2	4	根的层数
14	RSMIN	$s m^{-1}$	40.0	40	400	最小气孔阻力
15	SNUP	-	0.02	0.01	0.08	降雪深度阈值
16	RGL	-	100.0	30	150	用于计算植被阻力 F_x 的太阳辐射项
17	HS	-	36.35	36.35	55	用于计算植被阻力 F_x 的水汽压残余项
18	Z0	m	0.035	0.01	1.0	粗糙长度
19	LAI	-	3.2	0.05	6	叶面积指数
20	SBETA	-	-2.0	-4	-1	用于计算地表热通量时考虑植被影响的参数
21	CFACTR	-	0.5	0.4	0.95	植被水分蒸散函数的指数
22	CMCMAX	m	0.5×10^{-4}	0.1×10^{-4}	0.2×10^{-3}	用于计算植被蒸散量时最大植被水含量的参数
23	RSMAX	$s m^{-1}$	5000.0	2000	10000	最大气孔阻力
24	TOPT	K	298.0	293	303	植被蒸散的最优气温
25	SLOPE	-	0.1	0.001	1.0	地形坡度

中的 25 个参数进行了敏感性分析和优化。为了验证不同深度的土壤湿度作为判据对模式参数敏感性分析和优化结果的影响，这里分别使用表层 (5.08 和 10.16 cm)，深层 (50.8 cm) 和同时使用表层和深层土壤湿度作为判据开展试验，且土壤水文参数的优化方法分别采取了直接优化水文参数和优化土壤成份的方法。

图 1 给出了分别使用表层 (5.08 和 10.16 cm)、深层 (50.8 cm) 和同时使用表层和深层土壤湿度作为判据优化后 Noah 陆面模式中不同参数在优化过程中标准化后的参数分布区间对应的概率密度，其中，土壤水文参数采取直接优化的方法，为了对优化后的参数和模式默认参数进行对比，图 1 中还给出了标准化后的参数的最优值和默认值的位置。从图 1 中可以看出，模式中 25 个参数对土壤湿度的敏感程度不同，不同参数对表层土壤湿度和深层土壤湿度的敏感程度也不同。水文参数对土壤湿度的敏感度最高，其中 MAXSMC, PSISAT, SATDK 和 BEXP 最敏感，与土壤类型无关的水文参数 CZIL, FXEXP, REFKDT 和 SMLow 虽然在模式中一般

使用固定值，但是可以看出这些参数对土壤湿度也具有一定的敏感度，径流参数 REFDK 虽然在模式中同样是固定值，但是可以看出具有较高的敏感度，其他与水文相关的参数 QUARTZ, CSOIL 和 SMHIGH 则不敏感。由于土壤类型相关的水文参数决定着土壤的水文属性，决定着陆面过程土壤水分的传输过程，这也在一定程度上反映了 SCE-UA 方法对陆面模式中参数敏感性分析的可靠性。虽然地表蒸发和植物蒸腾作用控制着土壤湿度方程的上边界条件，这些物理过程直接受植被参数的控制，但从参数敏感性分析的结果来看，植被参数的敏感性则相对较弱，其中与植被类型有关的相对比较敏感的植被参数包括：NROOT、Z0 和 LAI 参数，此外，CMCMAX 参数也有着一定的敏感程度。

图 1 中还给出了不同优化试验中每个参数的最优值，可以看出不同优化方案得到的 MAXSMC 均增大，模式默认值偏低，而对于其他敏感的水文参数，如 PSISAT, SATDK, BEXP 分别使用表层土壤湿度和深层土壤湿度作为判据得到的最优参数

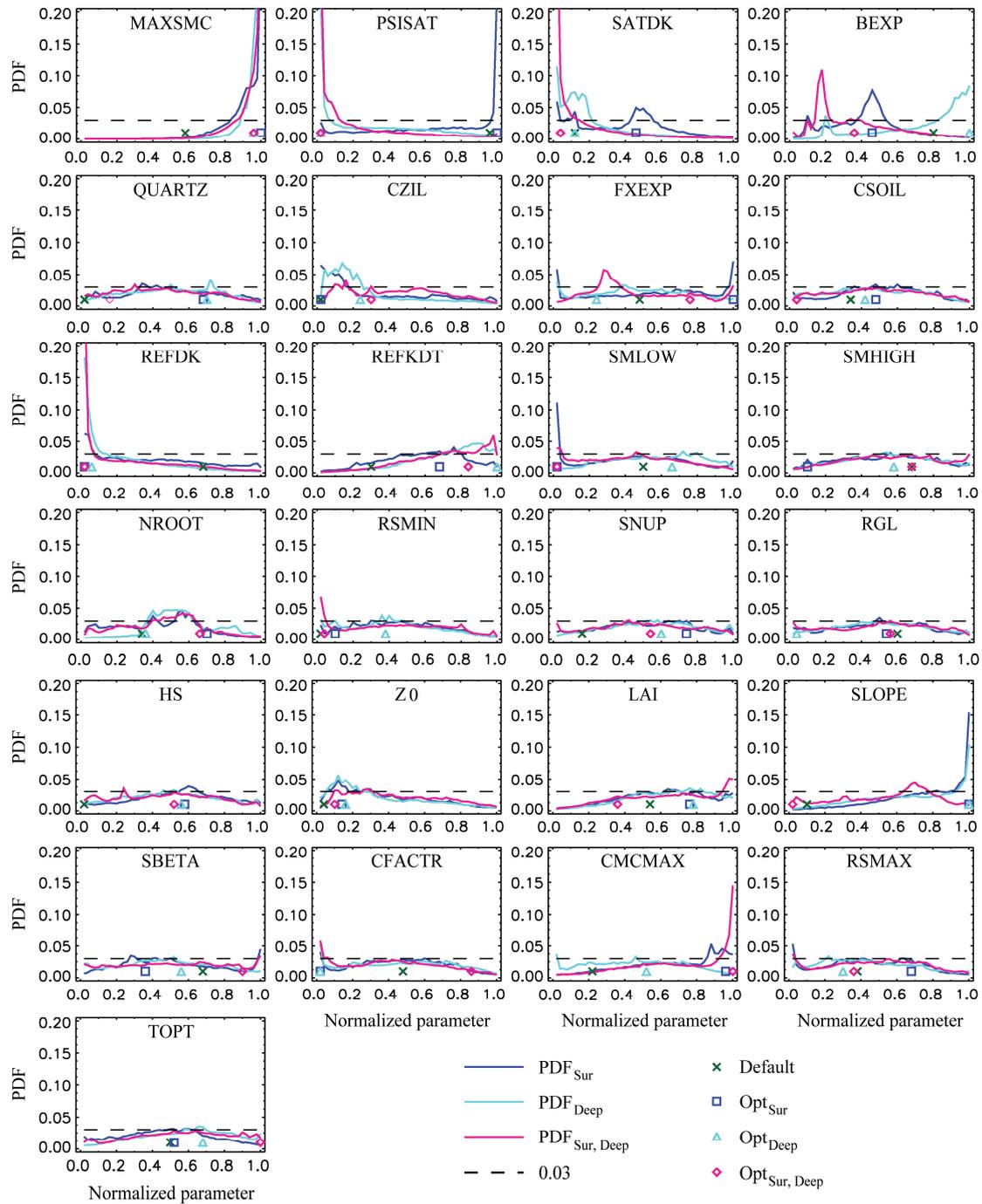


图 1 直接优化水文参数, 分别使用表层、深层和同时使用表层和深层土壤湿度作为判据得到的每个参数标准化后的分布区间对应的概率密度(PDF), 同时给出了每个参数标准化后的最优值和默认值

Fig. 1 The probability density function (PDF) distribution of each normalized parameter when using soil moisture at the surface, deep soil moisture, and both, to calculate the objective function, and when hydraulic parameters are directly optimized. The positions of optimized and default normalized parameters are also shown

并不一致, 尤其是 PSISAT 参数的优化结果, 加入深层土壤湿度作为判据优化结果与使用表层土壤湿度作为判据的优化后参数概率分布不同, 很难断

定参数的最优值。图 1 中还可以注意到图中标注的最优值并不一定和参数的概率密度分布完全吻合, 这是由于在参数优化过程中根据每组参数组合计

算得到的目标函数确定最优值,对非常敏感的参数能够使得最优值位置和概率分布能够一致,一般敏感和不敏感参数的最优值并不一定能完全与参数取样概率密度分布完全一致。

为了检验参数优化前后对土壤湿度和土壤温度的模拟效果,图 2 给出了以表层(5.08 和 10.4 cm)、深层(50.8 cm)和同时使用表层和深层土壤湿度作为判据,优化得到最优参数模拟得到的 10 cm 和 50 cm 深度上土壤湿度和土壤温度与观测的对比,同时给出了默认参数的模拟结果。从图 2 中可以看出,三组优化试验中,以表层土壤湿度和同时使用表层和深层土壤湿度作为判据,优化的参数模拟得到的表层土壤湿度得到了明显的改善,默认参数对表层土壤湿度的模拟偏低,而以深层土壤湿度作为判据优化得到的参数虽然对土壤湿度对应降水部分的峰值模拟得到明显改善,土壤水分的传输响应更加敏感,但表层土壤湿度变干过快。从 50 cm 深度上的土壤湿度的模拟来看,将深层土壤湿度作为判据得到的土壤湿度与观测最接近,三组优化试验均较默认参数有一定的改善。图 2 中 10 cm 和 50 cm 深度上的土壤温度与观测的对比来看,只有将表层土壤湿度作为判据得到的土壤温度相对于默认值有一定的改善,而两组加入深层土壤湿度的优化试验模拟得到的土壤温度较默认值均变差。说明使用土壤湿度作为判据优化参数时,模式中土壤湿度改善并不一定能保证土壤温度模拟的提高,也反映了使用单个要素作为判据的局限性。而对于深层土壤温度,可以看出,使用模式默认参数对深层土壤温度的模拟偏高,参数优化后得到的土壤温度依然偏高,而使用表层土壤湿度作为判据优化后的参数模拟得到的深层土壤温度的改善也是最明显的。

结合图 2 中的结果, Noah 陆面模式对土壤水热传输过程的参数化中,通过求解土壤湿度方程得到土壤湿度廓线,然后根据土壤中的含水量估算每层土壤的体积热容和热传导率,非饱和土壤体积热容由土壤,土壤中的空气和水分的共同决定,主要受土壤质地和土壤水分决定,由于水的热容较土壤偏高,所以土壤湿度对土壤温度模拟的影响非常大。尤其是加入深层土壤湿度作为判据以后,使得表层土壤湿度和深层土壤湿度对降水的响应速度都得到增加,使得整层土壤中的水分传输速度增加。结合单独使用表层土壤湿度作为判据得到的不

同参数的敏感性来看,这主要反映在参数 PSISAT 的取值上。分析其原因,由于模式中采用均匀的土壤质地,当使用深层土壤湿度作为判据时,无法保证同时对降水和蒸发更敏感的表层土壤性质有更好的代表性,这反映了模式表层土壤湿度模拟准确性的重要性。结论还反映了模式均匀土壤性质的局限性和土壤水文属性的垂直代表性,由于模式本身无法考虑土壤性质的垂直变化,使用不同判据时优化得到的参数并不能具有很好的代表性。

根据 Cosby et al. (1984)土壤水文参数设置的方法,土壤相关的水文参数通过式(4)~(7)中的土壤成份计算得到,根据每种土壤中所含有的粘粒、粉粒和沙粒百分比界定不同土壤水文属性,也反映了每种土壤中不同水文参数之间的相互关系。这里将土壤中的沙粒和粉粒作为优化的参数,与图 1 类似,图 3 给出了土壤水文参数以土壤成份的形式给出时优化得到的不同参数标准化后的分布区间和对应的概率密度,为了和图 1 保持一致,优化以后将土壤成份转换成土壤水文参数,并给出了标准化以后的最优参数和默认参数所在的位置。从图 3 中不同参数的敏感性来看,不同参数的敏感性并没有发生太大的变化,不同的是,使用不同判据得到的四个水文参数具有较好的一致性,三组优化试验中与土壤类型相关的土壤水文参数几乎都可以收敛,而且使用不同深度上的土壤湿度作为判据优化得到的水文参数没有出现不一致的情况,尤其是 PSISAT 参数的优化结果。对于 MAXSMC,受式(4)的影响,饱和含水量限制在 $0.489 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ 以下,而观测得到的表层土壤最大含水量为 $0.5162 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$,二者存在较大的差异,所以,这与式(4)中土壤成份与水文参数之间的不确定性有直接关系,也可能与优化参数中没有考虑土壤中有机质含量对水文参数计算的影响有关。

同样,图 4 给出了三组分别使用表层、深层和同时使用表层和深层土壤湿度作为判据优化的参数模拟得到的 10 cm 和 50 cm 深度上的土壤湿度和土壤温度随时间的变化,并同时给出了使用默认参数模拟和观测的土壤湿度和土壤温度随时间的变化。可以看出使用优化以后的参数模拟得到表层土壤湿度和深层土壤湿度都更接近于观测,均比默认值好,只将深层土壤湿度作为判据虽然对深层土壤湿度的模拟最好,但表层土壤湿度的变干仍然过快。只将表层土壤湿度作为判据时,土壤湿度的最

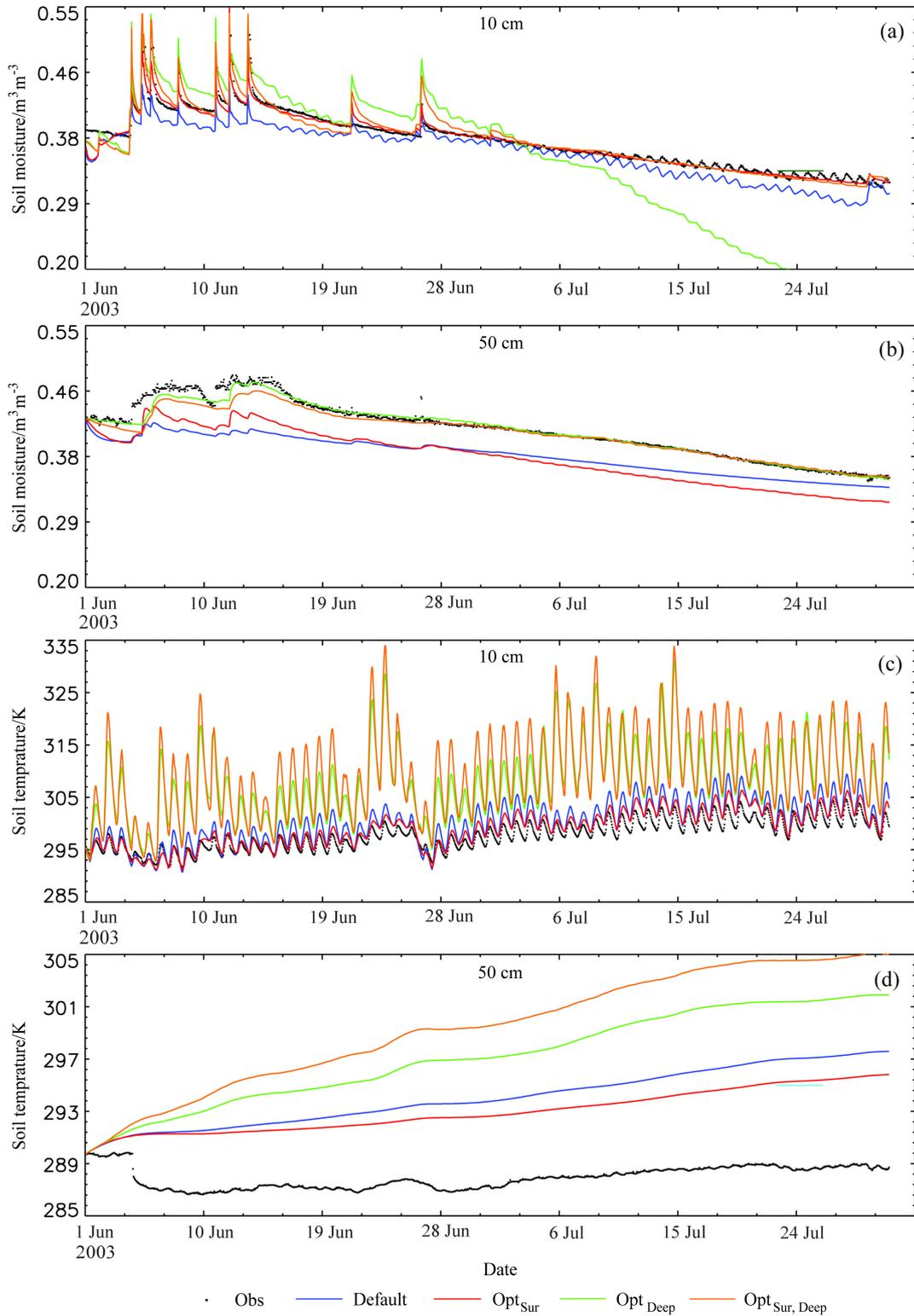


图 2 直接优化水文参数，分别使用表层、深层和同时使用表层和深层土壤湿度作为判据，优化后的参数以及默认参数模拟得到的土壤湿度和土壤温度与观测的对比：(a) 10 cm 土壤湿度；(b) 50 cm 土壤湿度；(c) 10 cm 土壤温度；(d) 50 cm 土壤温度

Fig. 2 Comparison of simulated and observed soil moisture and soil temperature with default and optimized parameters when using surface moisture, deep moisture, and both, to calculate the objective function, and hydraulic parameters are directly optimized : (a) Soil moisture at 10 cm; (b) soil moisture at 50 cm; (c) soil temperature at 10 cm; (d) soil temperature at 50 cm

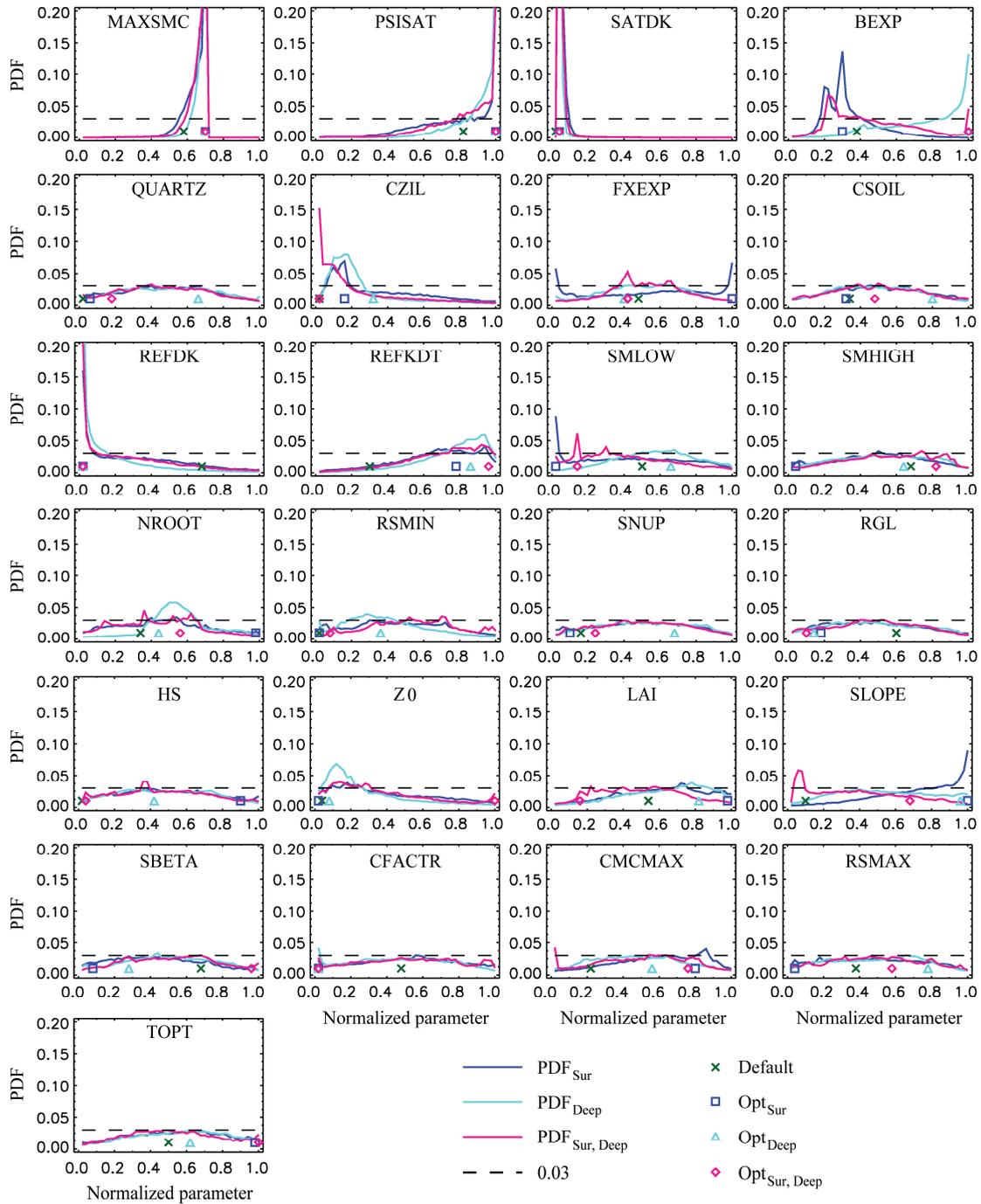


图3 同图1，但是土壤成份作为优化的参数

Fig. 3 As in Fig. 1, but for the soil component as the optimizing parameters

大值仍然较实际观测值偏低，主要由于式(4)中使用土壤成份计算饱和含水量的表达式有关。从土壤湿度的模拟上来看，使用表层土壤湿度和深层土壤湿度同时作为判据优化后得到的参数对土壤湿度的模拟最接近于观测。图4中同时给出了使用优化后的参数模拟得到的土壤温度与观测的对比，可

以明显的看出，与图2不同的是，该试验中同时将表层和深层土壤湿度作为判据得到的土壤温度更接近于观测，也较模式默认参数更好，而单独使用深层土壤湿度作为判据模拟得到的土壤湿度的误差较观测和使用默认参数的模拟结果都更大。从深层(50 cm)土壤温度的模拟效果来看，土壤温度

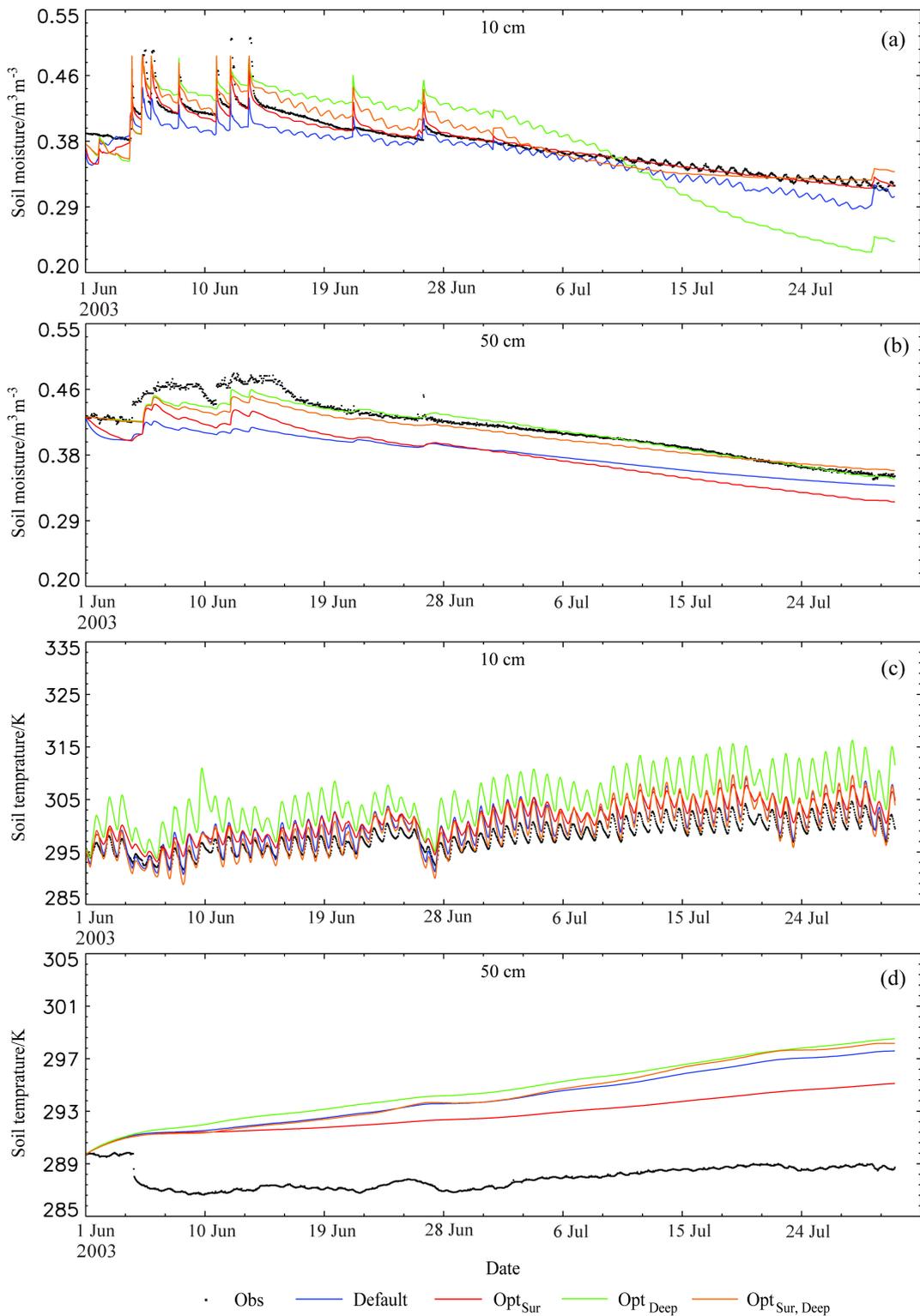


图4 同图2, 但是土壤成份作为优化的参数

Fig. 4 As in Fig. 2, but for the soil component as the optimizing parameters

的模拟仍然较实际观测偏高, 同时, 使用表层和深层土壤湿度作为判据以后, 并没有造成模式对土壤温度模拟变差, 这也是与图2中结果的不同之处。

总体来看, 使用土壤成份作为优化的参数, 单独使用表层土壤湿度和同时使用表层和深层土壤湿度的优化结果均较默认参数有较大的改善。

水文参数决定着土壤水传导率和扩散率，对土壤水分的分配贯穿于整个土壤湿度的求解过程，这不仅与土壤水分的入渗过程有关，还涉及到地表径流和蒸发过程，强迫固定的条件下，蒸发量则完全决定于土壤水文参数。图 5 给出了上述使用表层、深层和同时使用表层和深层土壤湿度作为判据，分别优化水文参数和土壤成份后模拟得到的累计径流量，累计土壤蒸发量，累计土壤柱的含水量和累计表层土壤水传输量（这里为土壤水传导量和扩散量之和）。从图 5 中可以看出加入深层土壤湿度作为判据的优化使得模式径流量减少（图 5a），而土壤柱的持水量也随之整体增加了（图 5c），进而使得土壤水分的传输量（图 5d）和蒸发量（图 5b）增加。从不同优化试验中径流模拟的结果来看，随着深层土壤湿度加入判据，下边界径流的减小导致总体径流量减小，结合参数敏感性分析结果，不同试验中两个径流参数（REFKDT 和 REFKD）的最优

值变化并不大，主要与土壤水传导率的减小有关。由于土壤水传导率和扩散率与水文参数之间是非线性的指数关系，所以使用不同层上的土壤湿度作为判据优化得到的土壤水的传输量差异较大。但是，相比之下，优化土壤成份的几组试验得到的土壤水传输量的差异相对更小。总之，不同优化试验使得模式累积径流量，蒸发量比较一致，土壤柱的持水能力明显增加，但是土壤水分的传输量却不完全一致，结合图 2 中土壤湿度和土壤温度的模拟结果，优化土壤成份的方式可能对参数之间的一致性有更好的约束作用。

4.2 土壤湿度和土壤温度同时作为判据的多判据优化

水文参数控制着土壤中的水文过程，进而影响土壤中的热量传输。陆面模式一般通过求解 1-D Richards 方程得到土壤湿度，然后求解地表能量平衡方程（土壤温度方程）得到土壤温度廓线，地表

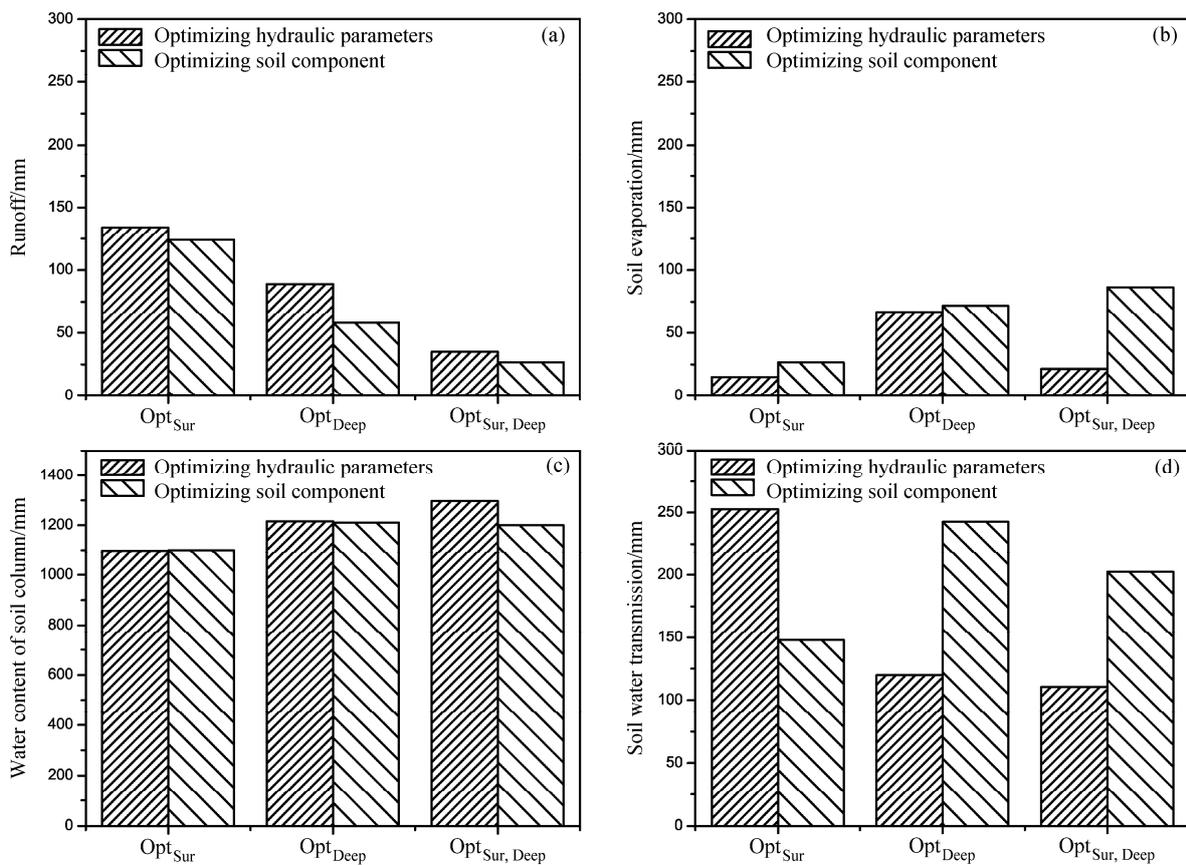


图 5 使用表层、深层和同时使用表层和深层土壤湿度同时做判据，分别优化水文参数和土壤成份后模拟得到的 (a) 累计径流量、(b) 累计土壤蒸发量、(c) 累计土壤柱含水量和 (d) 累计表层土壤水传输量

Fig. 5 The cumulative (a) runoff, (b) soil evaporation, (c) water content of soil column, and (d) surface soil water transmission simulated after optimizing hydraulic parameters and the soil component using soil moisture at the surface, deep soil moisture, and both, to calculate the objective function

能量平衡方程中土壤热容和热传导率与土壤湿度有关，其中不考虑土壤温度对土壤湿度的反馈作用，土壤湿度方程求解中的土壤水传导率和扩散率由土壤湿度和土壤水文性质决定。

为了检验模式中不同参数对土壤温度的敏感性，单独使用土壤温度作为判据开展了 4.1 节中的试验。发现直接优化土壤水文参数和优化土壤成份得到不同参数的敏感性不同（图略）。直接优化土壤水文参数时，水文参数甚至对土壤温度不敏感，而当将土壤成份作为优化的参数时，土壤成份表现出一定的敏感性。直接对土壤水文参数和其他参数优化时，敏感的参数主要为 CZIL, FXEXP, SMLOW, RSMIN, LAI 和 SBETA。而土壤水文参数以土壤成份计算时，土壤成份对土壤温度表现出较强的敏感性，其他参数的敏感性变化不大。与只将土壤湿度作为判据不同的是，CZIL, FXEXP, RSMIN, LAI 和 SBETA 虽然也对土壤湿度表现出了一定的敏感度，但是对土壤温度的敏感度略有增加。通过对使用优化后的参数计算得到的土壤湿度和土壤温度的对比发现（图略），优化结果虽然对土壤温度的模拟均较模式默认参数有一定的改进，但是对土壤湿度的模拟则较使用模式默认参数模拟结果更差，而且，直接优化土壤成份的优化方案也并不能保证对土壤湿度模拟的改善。总之，单独使用土壤温度作为判据对模式中的参数进行优化并不能达到优化土壤水文参数的目的。

由于单独使用土壤湿度和土壤温度作为判据计算得到的目标函数量级不同，所以在使用多判据进行优化时首先要对不同的目标函数进行标准化。使用 Yang et al. (2005) 采用的计算多判据目标函数的方法（式 1），分别对土壤湿度和土壤温度的目标函数进行标准化后得到多判据目标函数。和 4.1 节试验的设计相同，继续开展直接优化土壤水文参数和其他参数的试验和土壤成份作为参数的优化试验，结果发现，优化结果中不同参数的最优值虽然跟单独使用土壤湿度作为判据的结果略有差别，但是不同参数敏感度变化不大（图略）。为了验证参数优化的效果，如图 6 给出了分别使用表层、深层和同时使用表层和深层土壤湿度和土壤温度作为判据，使用优化得到的参数和默认参数模拟得到的土壤湿度和土壤温度与观测进行了对比，其中水文参数直接优化。从图中可以看出仍然只有使用表层土壤湿度作为判据同时改善了土壤湿度和土壤

温度的模拟，只使用深层土壤湿度作为判据的参数优化结果不能改善表层土壤湿度和土壤温度的模拟。而同时使用表层和深层土壤湿度和土壤温度作为判据虽然改善了土壤湿度的模拟，但是表层土壤温度的模拟仍然变差了，与图 2 中的结果相似。

图 7 也给出了将土壤成份作为优化的参数，分别使用表层、深层和同时使用表层和深层土壤湿度和土壤温度作为判据的优化结果。类似于图 4 中使用土壤湿度作为判据的优化结果，使用表层土壤湿度和土壤温度作为判据能够改善模式对土壤湿度和土壤温度的模拟，而使用深层土壤湿度和土壤温度作为判据虽然提高了深层土壤湿度的模拟，表层土壤温度的误差较使用默认参数模拟结果更大，但相对于单独使用深层土壤湿度作为判据有很大的改善。与前面所有优化试验结果不一样的是，同时使用表层和深层土壤湿度和土壤温度作为判据优化后，优化的参数模拟得到的土壤湿度和土壤温度较使用表层土壤湿度和土壤温度的优化参数都有很大的改善，尤其是表层土壤温度的模拟有明显的改善，较模式默认参数和其他优化方案效果都好。

为了定量的衡量优化后的参数对土壤温度和土壤湿度的模拟结果与观测的偏差，表 2 给出了不同优化方案最优参数模拟得到的土壤湿度和土壤温度与观测的统计量，其中判据分别使用单判据（土壤湿度）和多判据（土壤湿度和土壤温度）的优化方案，对每一种判据还给出了使用表层（10 cm）和深层（50 cm）土壤湿度和土壤温度作为判据的结果。使用的统计量主要为相关系数 (r)，均方根误差 ($RMSE_{\text{box-cox}}$) 和偏差 (bias)。同时给出了使用默认参数计算得到的不同深度上的土壤温度和土壤湿度和观测之间的统计关系。

首先，对于只使用表层土壤湿度（10 cm）作为判据的优化试验中（表 2），从直接优化水文参数和优化土壤成份得到的 $RMSE_{\text{box-cox}}$ ， r 和 bias 来看，优化后的参数均使得模式对土壤湿度的模拟得到了提升，但是从土壤温度的模拟来看，直接优化水文参数的试验结果中，虽然表层土壤温度相关系数从 0.977 降低到 0.961，但是 $RMSE_{\text{box-cox}}$ 误差也略为降低，而将土壤成份作为优化的参数时，深层土壤温度的相关系数降低了，但是 $RMSE_{\text{box-cox}}$ 和 bias 也减少了，说明优化结果可能还受所选取的判据有关。其次，将表层土壤湿度和同时使用表层土壤湿度和土壤温度作为判据优化试验的结果对比来看，

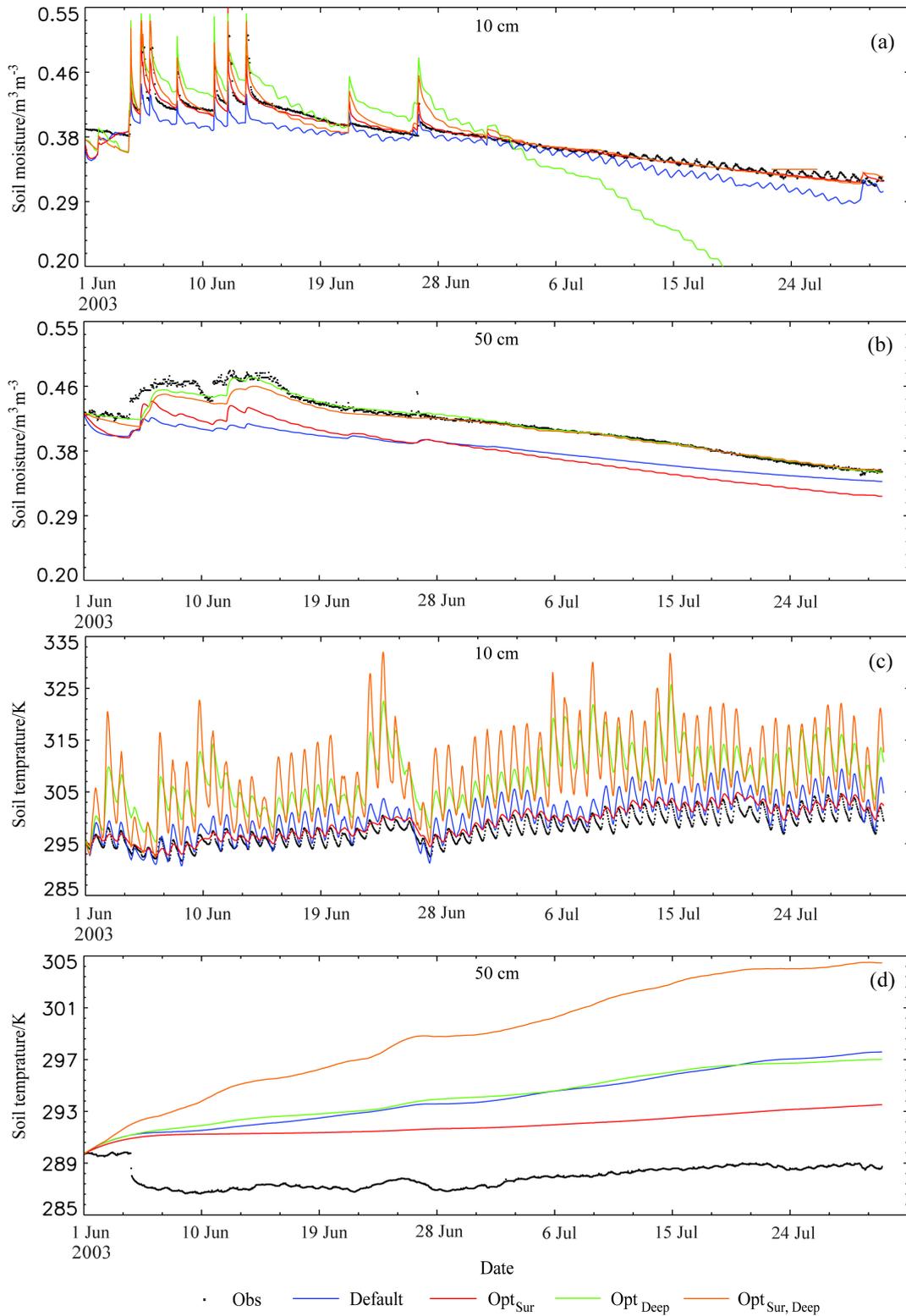


图 6 直接优化水文参数，分别使用表层、深层和同时使用表层和深层土壤湿度和土壤温度同时作为判据，优化得到的参数以及默认参数模拟得到的土壤湿度和土壤温度与观测的对比：(a) 10 cm 土壤湿度；(b) 50 cm 土壤湿度；(c) 10 cm 土壤温度；(d) 50 cm 土壤温度

Fig. 6 Comparison of simulated and observed soil moisture and soil temperature with default and optimized parameters when using surface soil moisture and temperature, deep soil moisture and temperature, and both, to calculate the objective function, and when hydraulic parameters are directly optimized: (a) soil moisture at 10 cm; (b) soil moisture at 50 cm; (c) soil temperature at 10 cm; (d) soil temperature at 50 cm

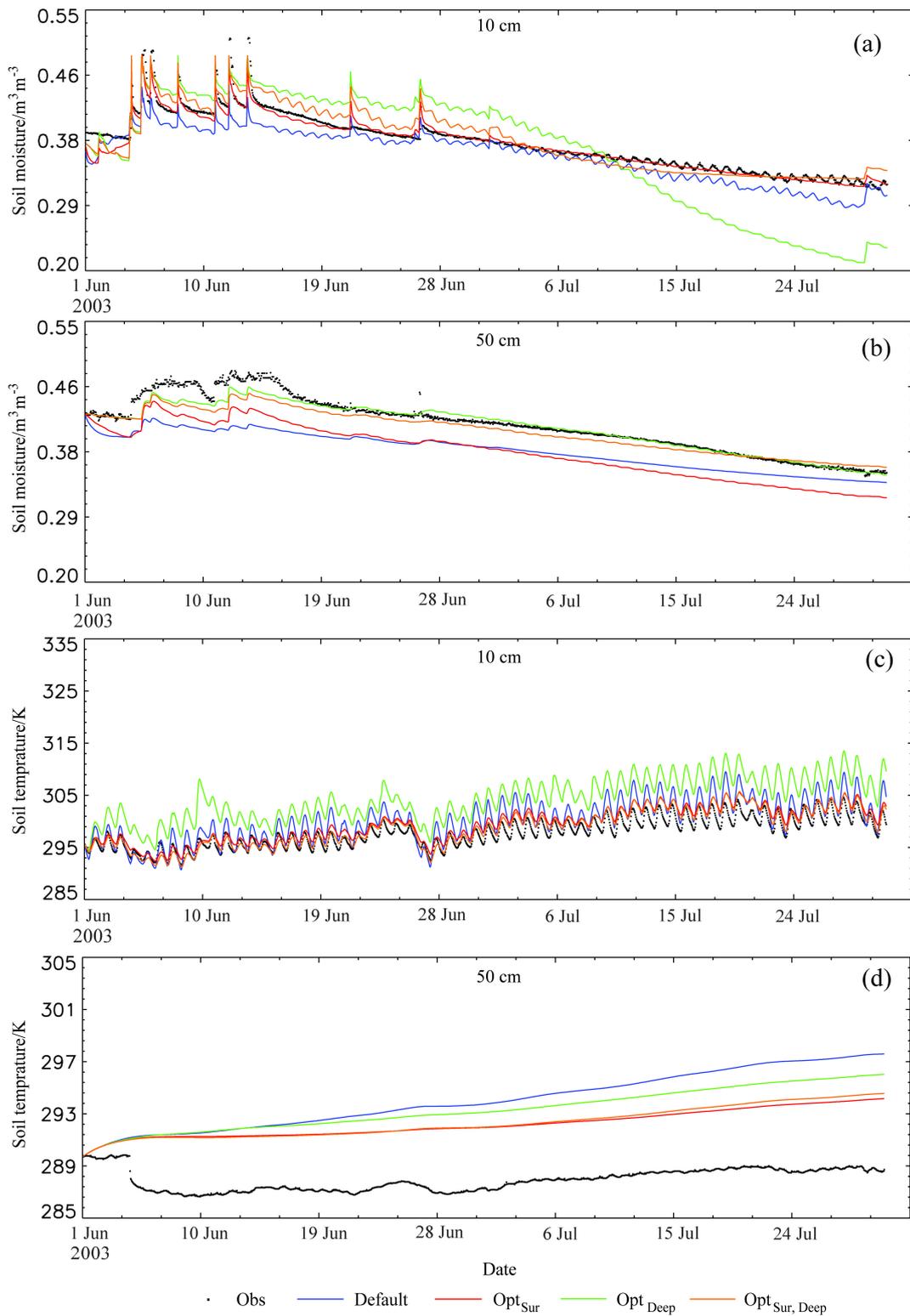


图 7 同图 6, 但是土壤成份作为优化的参数

Fig. 7 As in Fig. 6, but for the soil component as the optimizing parameters

优化同样使得模式整体对土壤湿度的模拟有显著的提高, 但是对于土壤温度的模拟来看, 三个统计量对误差的表现结果并不完全一致, 总体来看, 优

化后模拟的土壤温度与观测的相关性有所降低, 但是误差也略有降低。再次, 从使用深层土壤湿度和同时将深层的土壤湿度和土壤温度作为判据的优

表 2 分别使用不同深度上的土壤湿度和同时使用不同深度上的土壤湿度和土壤温度作为判据优化得到的土壤湿度和土壤温度与观测之间的统计信息，同时给出了默认参数的结果

Table 2 The statistics of soil moisture and soil temperature when using optimized and default parameters, and when the objective function is calculated by soil moisture at depths 10 cm and 50 cm and by both soil moisture and soil temperature at depths 10 cm and 50 cm

判据 深度		土壤湿度作判据						土壤湿度和土壤温度作判据					
		优化水文参数			优化土壤成份			优化水文参数			优化土壤成份		
		RMSE*	<i>r</i>	bias	RMSE*	<i>r</i>	bias	RMSE*	<i>r</i>	bias	RMSE*	<i>r</i>	bias
默认	SMC _{10cm}	0.201	0.925	0.023									
	SMC _{50cm}	0.187	0.957	0.027									
	ST _{10cm}	0.031	0.977	-0.349									
	ST _{50cm}	0.108	0.525	-1.840									
表层	SMC _{10cm}	0.019	0.965	0.001	0.028	0.939	-0.001	0.019	0.965	0.001	0.020	0.963	0.001
	SMC _{50cm}	0.074	0.981	0.013	0.062	0.975	0.010	0.073	0.982	0.012	0.071	0.980	0.012
	ST _{10cm}	0.030	0.961	-0.392	0.068	0.959	-1.170	0.031	0.935	-0.422	0.034	0.949	-0.506
	ST _{50cm}	0.099	0.526	-1.689	0.095	0.489	-1.634	0.078	0.438	-1.337	0.083	0.492	-1.431
深层	SMC _{10cm}	0.168	0.922	0.009	0.063	0.904	-0.000	0.228	0.917	0.014	0.117	0.887	0.003
	SMC _{50cm}	0.012	0.985	0.001	0.025	0.978	0.004	0.012	0.985	0.001	0.018	0.974	0.001
	ST _{10cm}	0.203	0.818	-3.355	0.145	0.918	-2.436	0.191	0.817	-3.273	0.121	0.953	-2.124
	ST _{50cm}	0.183	0.436	-3.085	0.167	0.462	-2.822	0.123	0.449	-2.091	0.105	0.468	-1.804
表层 和	SMC _{10cm}	0.023	0.958	-0.001	0.030	0.940	-0.001	0.023	0.958	-0.001	0.030	0.937	-0.001
	SMC _{50cm}	0.018	0.980	0.002	0.027	0.983	0.004	0.019	0.982	0.002	0.024	0.983	0.003
深层	ST _{10cm}	0.237	0.789	-3.911	0.043	0.975	-0.509	0.218	0.810	-3.584	0.028	0.949	-0.285
	ST _{50cm}	0.228	0.401	-3.829	0.125	0.525	-2.097	0.219	0.413	-3.683	0.085	0.524	-1.467

注：RMSE*为 RMSE_{box-cox}，SMC_{10cm} 和 SMC_{50cm} 分别表示深度为 10 cm 和 50 cm 处的土壤湿度；ST_{10cm} 和 ST_{50cm} 分别表示深度为 10 cm 和 50 cm 处的土壤温度

化结果来看，表层土壤湿度与观测的相关系数 *r* 均降低了，但是从 RMSE_{box-cox} 和 bias 误差的结果来看，偏差仍然变小了，结合 4.1 节中的土壤湿度模拟的结果来看，虽然后期土壤湿度变干过快，但是对降水阶段的土壤湿度模拟有明显的提升使得整体上减小了偏差。而从土壤温度的模拟来看，单独使用土壤湿度和同时使用土壤湿度和土壤温度的多判据优化结果均显示，水文参数以土壤成份的形式来进行优化得到的土壤温度的模拟更好。最后，当直接优化水文参数时，从同时使用表层和深层土壤湿度，以及同时使用表层和深层土壤湿度和土壤温度作为判据的优化试验结果来看，使用表层和深层土壤湿度作为判据优化效果并不一定保证比单独使用表层土壤湿度好，而将土壤成份作为优化参数的试验中，多判据的优化使得土壤温度和湿度均有一定的改善，且加入土壤温度以后，优化可以同时改善对土壤湿度和土壤温度的模拟，优化效果最好。

同时使用不同深度层上的土壤湿度和土壤温度作为判据后，不同参数的敏感性没有发生太大的

变化，上述优化水文参数和土壤成份的优化试验模拟得到的累计地表径流，累计土壤表层蒸发，累计土壤柱含水量和累计表层土壤水传输量也与图 5 中的结果基本保持一致。加入土壤温度作为判据以后，优化参数为土壤成份时，模拟的径流量进一步略有减少，对应蒸发量略增加，但整个土壤柱中的累计含水量相差约 1 mm，变化总体不大（图略）。

SMEX03 还提供了 Little Washita 流域包括本研究所使用站点区域的土壤成份的观测，这里对不同优化试验得到的土壤水文参数与实际观测值也进行了对比，还加入 Shangguan et al. (2014)制作的全球 5min 分辨率的全球土壤成份数据集作为对照。通过对土壤成份观测值与优化试验结果的对比中看出，优化试验中土壤沙粒和粘粒百分比分别约为 0.7%和 25%，SMEX03 观测值分别为 54%和 14%，Shangguan et al. (2014) 数据集中分别为 37%和 17%，优化结果较观测有较大的偏差。从表层土壤湿度观测的分析中不难发现表层土壤含水量的最大值为 0.5162 m³m⁻³，这与式（4）中最大含水量 0.489 m³ m⁻³ 存在较大的不一致性，最终导致了土

壤成份与观测存在较大的偏差,这可能还与本文在计算土壤水文参数的过程中没有考虑其他原因(如有机质含量,参数随深度的变化)影响的缘故。实际上,对于土壤成份和水文参数的关系式也有多种(Dai et al., 2013),但在这里不作为本文讨论的重点。土壤水文参数除参数 BEXP 与土壤成份为线性关系,其他参数与土壤成份均为指数关系,且水文参数与土壤水传导率和扩散率也是高度的非线性指数关系,含沙量的估计偏差势必对土壤的水文属性有较大的影响,其中 PSISAT 参数的观测与优化值相差最大,参数 BEXP 的优化结果与实际观测最接近。所以,土壤成份的优化试验虽然能够很好的提供参数间的约束关系,优化使得模式模拟效果整体得到改善,但是由于考虑的土壤组份和其与水文参数之间的关系,以及土壤水传导率和扩散率与水文参数的高度非线性关系,使得优化效果仍然无法与观测保持很好的一致。

综上,从单独使用土壤湿度和土壤温度的单判据,以及同时使用土壤湿度和土壤温度的多判据优化试验结果来看,将土壤湿度作为判据对土壤水文参数的优化效果明显,相比之下,将土壤温度作为判据对水文参数的优化效果并不理想。从表层土壤湿度和深层土壤湿度作为判据的优化结果来看,表层土壤湿度决定着土壤中水分的源和汇,表层土壤湿度作为判据优化效果较单独使用深层土壤湿度作为判据的效果更显著,还可能与模式对土壤质地采取均匀土壤的假设有关。陆面模式中土壤类型用来区分不同土壤的水文属性,直接优化土壤水文参数容易忽略不同水文参数间的相关性,优化土壤成份更加有利于土壤水文参数的优化。需要说明的是,参数优化无法完全考虑模式物理过程和参数化方案的误差,优化能使得模式模拟结果更靠近实际观测,但是,水文参数对土壤湿度的求解过程是高度的非线性关系,加之考虑的土壤组分不同,很难保证得到的参数与实际观测值完全一致。

4.3 减少参数个数的敏感性分析和优化试验

4.1 和 4.2 节中使用土壤湿度和土壤温度分别作为优化判据,以及使用多判据对模式中的 25 个参数进行了优化。敏感性分析结果显示,模式中的土壤水文参数对土壤湿度的敏感性大于植被参数的敏感性,水文参数对土壤湿度的敏感性要大于对土壤温度的敏感性,优化结果还受水文参数给出方式的影响。根据分析结果,土壤水文相关的 QUARTZ,

CSOIL 和 SMHIGH 参数,以及植被相关的 SNUP, RGL, HS, CFACTR, RSMAX 和 TOPT 参数对土壤湿度和土壤温度不敏感,其中 QUARTZ 与土壤类型有关,而 SNUP, RGL 和 HS 与植被类型有关。为了验证减少参数个数后对参数敏感性和优化的影响,这里剔除不敏感的参数 9 个,剩余 16 个参数进行优化。根据 4.2 节中的不同试验的结果,这里只开展了两组试验,其中一组直接优化土壤水文参数,使用表层土壤湿度作为判据,另外一组优化土壤成份,将表层和深层土壤湿度和土壤温度同时作为判据,并和减少参数前的结果进行对比。

图 8 给出了将表层土壤湿度作为判据,只优化 16 个参数后得到的 Noah 模式中不同参数优化过程中的标准化后的参数区间对应的概率密度,并与减少参数个数之前的结果进行对比,同时给出了不同参数优化后最优值标准化后所在的位置。可以看出,减少参数个数后对参数的敏感性影响并不大,尤其对于土壤水文参数和高敏感的参数 FXEXP, SMLOW 和 SLOPE,优化结果同时也说明,对于敏感的参数,使用参数优化方法可以得到参数的最优值。其他敏感性相对较低的几个参数最优值有一定的改变,但是参数的概率分布变化基本不大,这和李得勤等(2013)的理想试验的结果比较吻合。

同样,图 9 给出了将土壤成份作为优化参数,使用表层和深层土壤湿度和土壤温度同时作为判据,减少参数个数前后各参数标准化后的区间对应的概率密度,同时标出了参数最优值和默认值标准化后以后所在的位置。与图 7 中不同的是,部分参数的敏感性有一定的变化,对于土壤水文参数,MAXSMC, PSISAT 和 SATDK 三个参数的敏感性和最优值基本没有变化,两次优化得到 BEXP 的最优值差别也并不大。参数 REFDFK, REFKDT, Z0 和 SLOPE 两次优化结果也相差不大,减少参数个数后对参数 FXEXP, LAI 和 NROOT 的最优值略有影响,其他参数优化前后的敏感性没有太大的变化。

同样,为了检验参数优化结果对模式关于土壤温度和土壤湿度的模拟改善的程度,表 3 同样给出了表 2 类似的统计信息。可以看出使用表层土壤湿度作为判据,16 个参数的优化结果对土壤湿度的模拟与观测之间的相关系数略有提高,而 $RMSE_{\text{box-cox}}$ 和 bias 基本没有减小,而从土壤温度的模拟来看,相关系数略有降低,但是 $RMSE_{\text{box-cox}}$ 和 bias 也略

微减小了。而从将表层和深层土壤湿度和土壤温度同时作为判据的优化结果来看，对于土壤湿度的模拟来看，减少参数以后深层土壤湿度与观测的相关系数提高了，对应的误差也减小了，而表层土壤湿

度相关系数略微降低，但 $RMSE_{\text{box-cox}}$ 和 $bias$ 也减小了。从土壤温度的模拟的统计信息来看，相关系数均降低，表层土壤温度的误差有所升高。对比四种方案，发现使用表层土壤湿度来直接优化模式中

表 3 表层土壤湿度作为判据和同时使用表层和深层土壤湿度和土壤温度作为判据优化 16 个参数和 25 个参数后的最优参数模拟得到的土壤湿度和土壤温度与观测之间的统计关系

Table 3 Comparison of three statistics of soil moisture and soil temperature when using optimized 16 and 25 parameters, and when the objective function is calculated by surface soil moisture and by both surface and deep soil moisture and soil temperature.

判据		优化 25 个参数			优化 16 个参数		
		RMSE*	r	bias	RMSE*	r	bias
表层 (5.08 和 10.4 cm) 土壤湿度	SMC _{10cm}	0.019	0.965	0.001	0.019	0.965	0.001
	SMC _{50cm}	0.074	0.981	0.013	0.074	0.982	0.013
	ST _{10cm}	0.030	0.961	-0.392	0.026	0.939	-0.296
	ST _{50cm}	0.099	0.526	-1.689	0.079	0.489	-1.365
表层(5.08 和 10.4 cm)和深层的 (50.8 cm) 土壤湿度和土壤温度	SMC _{10cm}	0.111	0.956	0.015	0.067	0.952	0.010
	SMC _{50cm}	0.097	0.966	0.016	0.070	0.979	0.012
	ST _{10cm}	0.026	0.951	-0.246	0.052	0.941	-0.864
	ST _{50cm}	0.085	0.529	-1.468	0.082	0.442	-1.407

注: Rmse*为 RMSEbox-cox, SMC10 cm 和 SMC50 cm 分别表示深度为 10 cm 和 50 cm 处的土壤湿度, ST10 cm 和 ST50 cm 分别表示深度为 10 cm 和 50 cm 处的土壤温度

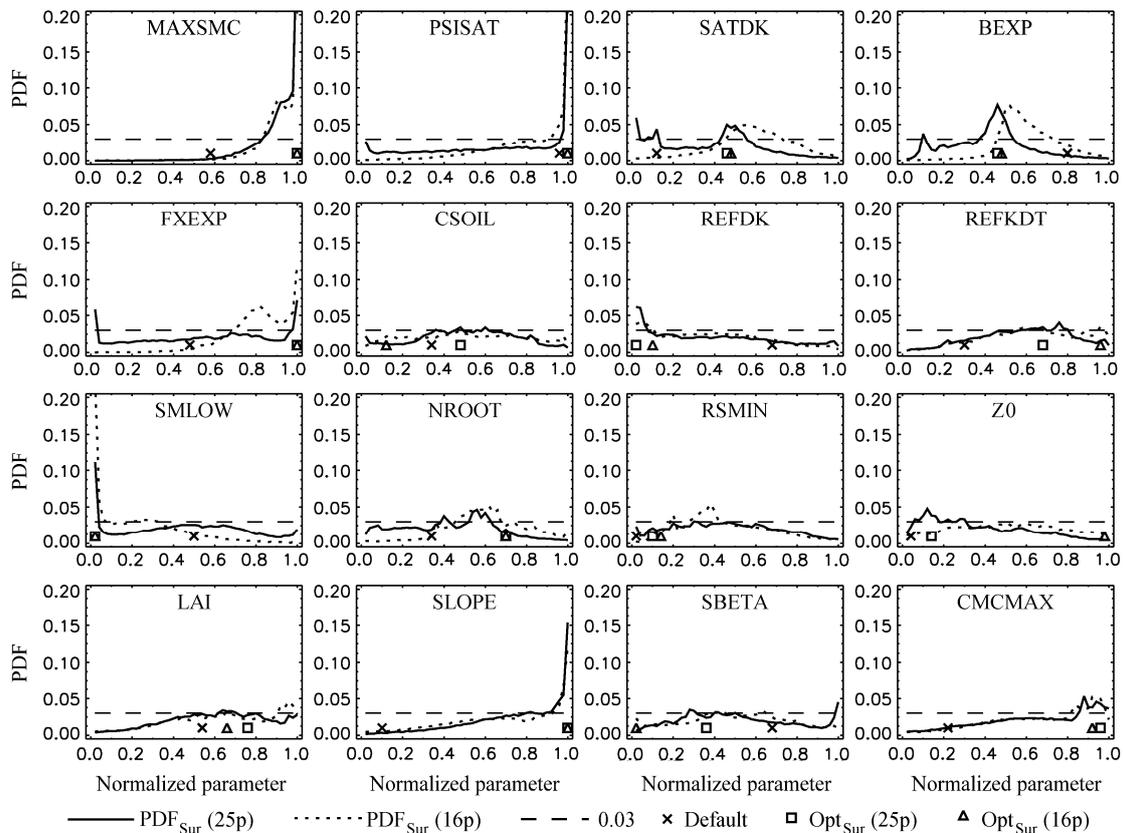


图 8 将表层土壤湿度作为判据，优化 16 个和 25 个参数后的各标准化后的参数分布区间对应的概率密度，其中土壤成份作为优化参数，同时给出了标准化后的参数默认值和最优值

Fig. 8 The probability density distribution of each normalized parameter when optimizing 16 and 25 parameters using surface soil moisture to calculate the objective function, and when soil hydraulic parameters are directly optimized. The positions of optimized and default normalized parameters are also shown

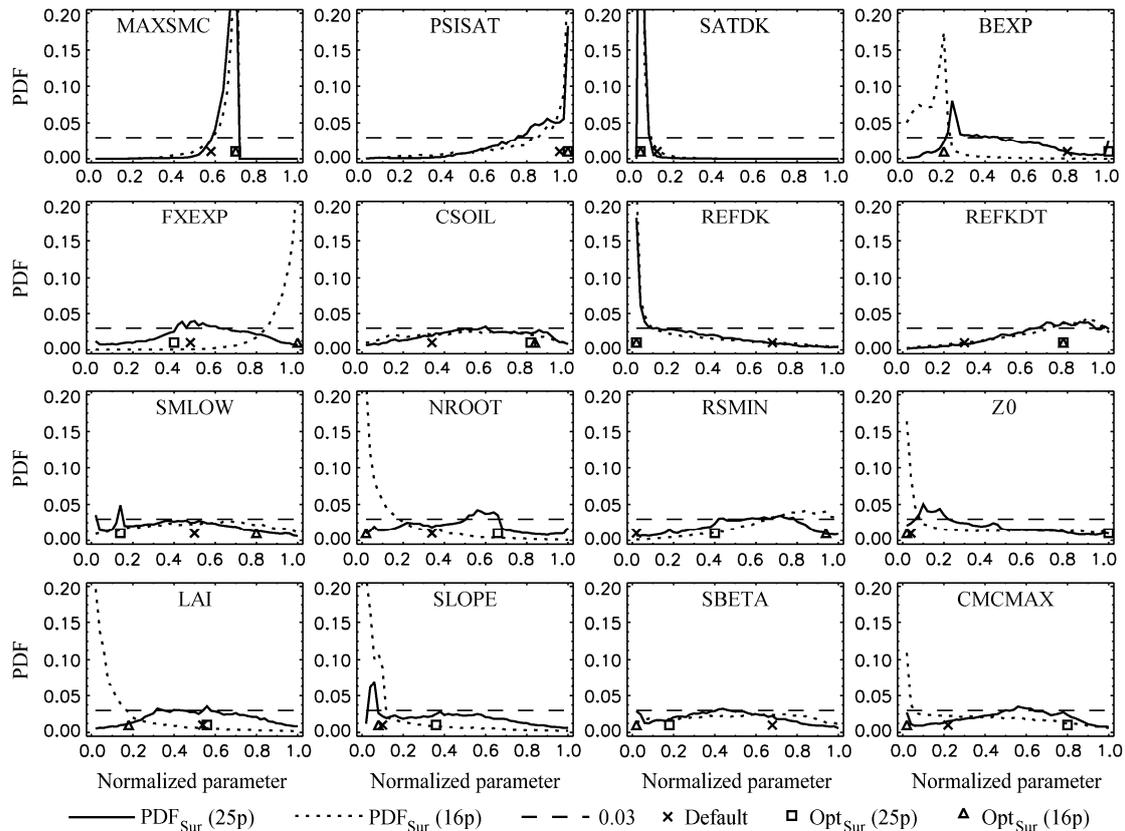


图9 将表层和深层土壤湿度和土壤温度作为判据, 优化16个和25个参数后的各标准化后的参数分布对应的概率密度, 其中土壤成份作为优化参数, 同时给出了标准化后的参数默认值和最值

Fig. 9 The probability density distribution of each normalized parameter when optimizing 16 and 25 parameters using soil moisture and soil temperature at the surface, and in deep layers, to calculate the objective function, and when soil components are used as optimizing parameters. The positions of optimized and default normalized parameters are also shown

的水文参数和其他参数, 能取得较好的优化结果, 但是加入深层土壤湿度或者土壤温度以后, 同4.2节中的试验结果可能会导致优化效果变差。总之, 减少了不敏感的参数以后, 优化结果对土壤湿度和土壤温度的模拟并没有太大的改进。

最后, 经过对比优化参数以后得到的累计径流量, 累计蒸发量, 累计土壤柱的含水量和表层土壤水的传输量来看, 结果基本与4.2节中的保持一致, 优化后的土壤中的含沙量仍然接近于0, 只使用表层土壤湿度作为判据得到的粘粒百分比为24%, 同时使用表层和深层土壤湿度和土壤温度的多判据优化得到粘粒的百分比为19%, 后者更接近于实际观测。

5 结论和讨论

本文使用SCE-UA优化方法优化了Noah陆面模式中几乎所有的参数, 使用的判据包括表层和深

层土壤湿度和土壤温度, 主要关注模式中的水文参数的敏感性分析和优化。通过直接优化模式中的水文参数和优化土壤成份的方法, 来检验模式水文参数的给出方式对优化的影响。结果显示:

(1) 使用土壤湿度作为判据对陆面模式中参数进行优化时, 水文参数非常敏感, 植被参数的敏感性相对较弱。表层土壤湿度作为判据对模式中水文参数的优化效果较好, 而加入深层土壤湿度作为判据并不一定能保证模式对整个土壤湿度廓线模拟的改善, 且土壤温度的模拟甚至变差。考虑到表层土壤直接与大气相互作用, 决定着土壤中水分的源和汇, 表层土壤湿度的准确模拟对陆面模式有着非常重要的意义, 深层土壤湿度作为判据不能保证参数优化的效果, 也可能与模式没有考虑土壤性质的垂直变化有关。

(2) 直接优化土壤水文参数和将土壤成份作为优化的参数, 发现只将表层土壤湿度作为判据时,

直接优化水文参数可以改善模式对土壤湿度和土壤温度的模拟, 但是加入深层土壤湿度作为判据后, 使得模式对土壤温度的模拟变差。而将土壤成份作为优化的参数时, 使用表层, 和同时使用表层和深层土壤湿度作为判据均能改善模式对土壤湿度和土壤温度的模拟。这主要由于直接优化土壤水文参数时, 优化过程无法考虑参数之间的相关性, 而优化土壤成份时, 增加了不同水文参数之间的约束关系, 得到的水文参数具有更好的一致性。

(3) 土壤温度作为判据, 无论采取直接优化水文参数还是土壤成份作为优化的参数, 均使得土壤湿度的模拟变差, 说明参数优化对判据具有很大的依赖性。同时使用土壤湿度和土壤温度作为判据, 优化结果显示不同参数的敏感性变化不大, 而优化土壤成份后的参数模拟得到的土壤湿度和土壤温度与观测更接近, 也较模式默认参数更好。减少了上述试验中不敏感的参数个数后, 剩余参数的敏感性变化不大, 模拟也没有明显的改善。

(4) 通过对比优化后的参数与观测值, 并结合模拟得到的土壤湿度和土壤温度分析后发现, 直接优化水文参数使饱和含水量 (MAXSMC) 增加, 改善了表层土壤湿度的模拟, 但是使用不同深度的土壤湿度作为判据后优化得到的部分参数结果出现分歧, 参数的一致性较差。而优化土壤成份后再计算水文参数的作法考虑了不同水文参数之间的约束关系, 即使加入了深层土壤湿度和土壤温度作为判据后也能保持很好的优化效果, 但这种方法也受所考虑的土壤成份的组成有关, 由于本文考虑的组成中没有涉及其他成份 (如有机质含量), 以及不同成份的垂直变化, 使得优化结果仍然无法与观测值完全吻合。

敏感性分析和优化试验结果说明了水文参数对土壤湿度模拟的重要性, 参数敏感性分析和优化方法可以用来衡量不同参数的一致性, 以及对模式输出的影响也为区域尺度陆面模式的优化提供一定的参考。本文只选择了一个站点的观测资料开展了相关的参数敏感性分析和优化试验, 今后还需要广泛的开展不同下垫面和气候条件下的陆面模式参数敏感性分析和优化的工作。

致谢 感谢两位匿名审稿专家对本文提出的宝贵意见。

参考文献 (References)

Bastidas L A, Gupta H V, Sorooshian S, et al. 1999. Sensitivity analysis of a

land surface scheme using multicriteria methods [J]. *J. Geophys. Res.*, 104 (D16): 19481–19490.

Bastidas L A, Hogue T S, Sorooshian S, et al. 2006. Parameter sensitivity analysis for different complexity land surface models using multicriteria methods [J]. *J. Geophys. Res.*, 111: D20101.

Chen F, Mitchell K, Schaake J, et al. 1996. Modeling of land surface evaporation by four schemes and comparison with FIFE observations [J]. *J. Geophys. Res.*, 101 (D3): 7251–7268.

陈海山, 周晶. 2013. 土壤湿度年际变化对中国区域极端气候事件模拟的影响研究 II. 敏感性试验分析 [J]. *大气科学*, 37 (1): 1–13. Chen Haishan, Zhou Jing. 2013. Impact of interannual soil moisture anomaly on simulation of extreme climate events in China. Part II: Sensitivity experiment analysis [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 37 (1): 1–13.

Cosby B J, Hornberger G M, Clapp R B, et al. 1984. A statistical exploration of the relationships of soil moisture characteristics to the physical properties of soils [J]. *Water Resour. Res.*, 20 (6): 682–690.

Dai Y J, Shanguan 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.

Demaria E M, Nijssen B, Wagener T. 2007. Monte Carlo sensitivity analysis of land surface parameters using the Variable Infiltration Capacity model [J]. *J. Geophys. Res.*, 112: D11113.

Demarty J, Otlé C, Braud I, et al. 2004. Using a multiobjective approach to retrieve information on surface properties used in a SVAT model [J]. *J. Hydrol.*, 287 (1–4): 214–236.

Dirmeyer P A, Gao X, Zhao M, et al. 2006. GSWP-2: Multi-model analysis and implications for our perception of the land surface [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 87 (10): 1381–1397.

Duan Q, Schaake J, Andréassian V, et al. 2006. Model parameter estimation experiment (MOPEX): An overview of science strategy and major results from the second and third workshops [J]. *J. Hydrol.*, 320 (1–2): 3–17.

Duan Q Y, Sorooshian S, Gupta V K. 1992. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models [J]. *Water Resour. Res.*, 28 (4): 1015–1031.

Entin J K, Robock A, Vinnikov K Y, et al. 1999. Evaluation of Global Soil Wetness Project soil moisture simulations [J]. *J. Meteor. Soc. Japan*, 77 (1B): 183–198.

Guo Z C, Dirmeyer P A, Hu Z Z, et al. 2006. Evaluation of the Second Global Soil Wetness Project soil moisture simulations: 2. Sensitivity to external meteorological forcing [J]. *J. Geophys. Res.*, 111: D22S03.

Gupta V K, Bastidas L A, Sorooshian S, et al. 1999. Parameter estimation of a land surface scheme using multicriteria methods [J]. *J. Geophys. Res.*, 104 (D16): 19491–19503.

Gutmann E D, Small E E. 2005. The effect of soil hydraulic properties vs. soil texture in land surface models [J]. *Geophys. Res. Lett.*, 32 (2): L02402.

Henderson-Sellers A. 1996. Soil moisture: A critical focus for global change studies [J]. *Global Planet. Change*, 13 (1–4): 3–9.

Hogue T S, Bastidas L A, Gupta H, et al. 2005. Evaluation and transferability of the Noah land surface model in semiarid environments [J]. *J. Hydrometeorol.*, 6 (1): 68–84.

Jiang X Y, Niu G Y, Yang Z L. 2009. Impacts of vegetation and groundwater

- dynamics on warm season precipitation over the Central United States [J]. *J. Geophys. Res.*, 114: D06109.
- Koster R D, Dirmeyer P A, Guo Z C, et al. 2004. Regions of strong coupling between soil moisture and precipitation [J]. *Science*, 305 (5687): 1138–1140.
- 赖欣, 文军, 岑思弦, 等. 2014. CLM4.0 模式对中国区域土壤湿度的数值模拟及评估研究 [J]. *大气科学*, 38 (3): 499–512. Lai Xin, Wen Jun, Cen Sixian, et al. 2014. Numerical simulation and evaluation study of soil moisture over China by using CLM4.0 model [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 38 (3): 499–512.
- 李得勤, 段云霞, 张述文. 2012. 土壤湿度观测、模拟和估算研究 [J]. *地球科学进展*, 27 (4): 424–434. Li Deqin, Duan Yunxia, Zhang Shuwen. 2012. Soil moisture measurement and simulation: A review [J]. *Advances in Earth Science*, 27 (4): 424–434.
- 李得勤, 张述文, 段云霞, 等. 2013. SCE-UA 算法优化土壤湿度方程中参数的性能研究 [J]. *大气科学*, 37 (5): 971–982. Li Deqin, Zhang Shuwen, Duan Yunxia, et al. 2013. Calibration of parameters in soil moisture equation with shuffled complex evolution algorithm [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 37 (5): 971–982.
- 李红祺, 郭维栋, 孙国栋, 等. 2011. 条件非线性最优扰动方法在陆面过程模式参数优化中的扩展应用初探 [J]. *物理学报*, 2011, 60 (1): 019201. Li Hongqi, Guo Weidong, Sun Guodong, et al. 2011. Using conditional nonlinear optimal perturbation method in parameter optimization of land surface processes model [J]. *Acta Phys. Sin. (in Chinese)*, 60 (1): 019201.
- Li H Q, Guo W D, Sun G D, et al. 2011. A new approach for parameter optimization in land surface model [J]. *Adv. Atmos. Sci.*, 28 (5): 1056–1066.
- 李剑锋, 段青云, 戴永久, 等. 2013. CoLM 模拟土壤温度和湿度最敏感参数的研究 [J]. *大气科学*, 37 (4): 841–851. Li Jianduo, Duan Qingyun, Dai Yongjiu, et al. 2013. A study of the most sensitive parameters for simulating soil temperature and moisture of CoLM [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 37 (4): 841–851.
- 李新, 黄春林, 车涛, 等. 2007. 中国陆面数据同化系统研究的进展与前瞻 [J]. *自然科学进展*, 17 (2): 163–173. Li Xin, Huang Chunlin, Che Tao, et al. Development of a Chinese land data assimilation system: Its process and prospects [J]. *Progress in Natural Science (in Chinese)*, 17 (2): 163–173.
- Liu Y Q, Gupta H V, Sorooshian S, et al. 2005. Constraining land surface and atmospheric parameters of a locally coupled model using observational data [J]. *J. Hydrometeorol.*, 6 (2): 156–172.
- Matsui T, Beltrán-Przekurat A, Pielke S R A, et al. 2007. Continental-scale multiobservation calibration and assessment of Colorado State University Unified Land Model by application of moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS) surface albedo [J]. *J. Geophys. Res.*, 112 (G2): G02028.
- Montzka C, Moradkhani H, Weihermüller L, et al. 2011. Hydraulic parameter estimation by remotely-sensed top soil moisture observations with the particle filter [J]. *J. Hydrol.*, 399 (3–4): 410–421.
- Santanello J A Jr, Peters-Lidard C D, Garcia M E, et al. 2007. Using remotely-sensed estimates of soil moisture to infer soil texture and hydraulic properties across a semi-arid watershed [J]. *Remote Sens. Environ.*, 110 (1): 79–97.
- 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: D12109.
- Oleson K W, Lawrence D M, Bonan G B, et al. 2010. Technical Description of Version 4.0 of the Community Land Model (CLM) [R]. NCAR/TN-478+STR, NCAR TECHNICAL NOTE.
- Peters-Lidard C D, Mocko D M, Garcia M, et al. 2008. Role of precipitation uncertainty in the estimation of hydrologic soil properties using remotely sensed soil moisture in a semiarid environment [J]. *Water Resour. Res.*, 44 (5): W05S18.
- Pitman A J. 2003. The evolution of, and revolution in, land surface schemes designed for climate models [J]. *Int. J. Climatol.*, 23 (5): 479–510.
- Rosero E, Yang Z L, Gulden L E, et al. 2009. Evaluating enhanced hydrological representations in Noah LSM over Transition Zones: Implications for model development [J]. *J. Hydrometeorol.*, 10 (3): 600–622.
- Rosero E, Yang Z L, Wagener T, et al. 2010. Quantifying parameter sensitivity, interaction, and transferability in hydrologically enhanced versions of the Noah land surface model over transition zones during the warm season [J]. *J. Geophys. Res.*, 115: D03106.
- Rosero E, Gulden L E, Yang Zongliang, et al. 2011. Ensemble evaluation of hydrologically enhanced Noah-LSM: Partitioning of the water balance in high-resolution simulations over the Little Washita River experimental watershed [J]. *J. Hydrometeorol.*, 12 (1): 45–64.
- Santanello J A Jr, Peters-Lidard C D, Garcia M E, et al. 2007. Using remotely-sensed estimates of soil moisture to infer soil texture and hydraulic properties across a semi-arid watershed [J]. *Remote Sens. Environ.*, 110 (1): 79–97.
- 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 Sy.*, 6 (1): 249–263.
- Shao Y P, Henderson-Sellers A. 1996. Validation of soil moisture simulation in land-surface parameterisation schemes with HAPEX data [J]. *Global Planet. Change*, 13 (1–4): 11–46.
- Wang Y P, Baldocchi D, Leuning R, et al. 2007. Estimating parameters in a land-surface model by applying nonlinear inversion to eddy covariance flux measurements from eight FLUXNET sites [J]. *Glob. Change Biol.*, 13 (3): 652–670.
- Xie Z H, Yuan F, Duan Q Y, et al. 2007. Regional parameter estimation of the VIC land surface model: Methodology and application to river basins in China [J]. *J. Hydrometeorol.*, 8 (3): 447–468.
- Yang K, Koike T, Ye B, et al. 2005. Inverse analysis of the role of soil vertical heterogeneity in controlling surface soil state and energy partition [J]. *J. Geophys. Res.*, 110(D8): D08101.
- Zhang S W, Li D Q, Qiu C J. 2011. A multimodel ensemble-based Kalman filter for the retrieval of soil moisture profiles [J]. *Adv. Atmos. Sci.*, 28(1): 195–206.
- 张添, 黄春林, 沈焕锋. 2012. 土壤水分对土壤参数的敏感性及其参数优化方法研究 [J]. *地球科学进展*, 27 (6): 678–685. Zhang Tian, Huang Chunlin, Shen Huanfeng. 2012. Sensitivity and parameters optimization method of soil parameters to soil moisture in common land model [J]. *Advances in Earth Science (in Chinese)*, 27 (6): 678–685.