

梁晓, 戴永久. 2010. 陆面模式中土壤和植被经验参数随机误差的传播研究 [J]. 大气科学, 34 (2): 457–470. Liang Xiao, Dai Yongjiu. 2010. Soil and plant parameters-related stochastic uncertainty propagation in the common land model [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 34 (2): 457–470.

陆面模式中土壤和植被经验参数随机 误差的传播研究

梁晓¹ 戴永久^{1, 2}

1 北京师范大学全球变化与地球系统科学研究院, 北京 100875

2 北京师范大学地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京 100875

摘 要 数据质量问题和模式参数化方案的非完备性是陆面模拟中不确定性的主要来源。本文将高斯误差传播原理 (Gaussian Error Propagation, GEP) 应用于通用陆面模式 (the Common Land Model, CoLM), 研究关键的植被和土壤属性参数随机误差在模式中的传播, 确定由此类误差导致的 CoLM 模拟的不确定性。结果表明: (1) 基于本研究给定的土壤和植被参数的不确定性, CoLM 模拟的表层土壤温度、土壤湿度和植被蒸散通量 (植被蒸腾+地表蒸发) 的相对误差分别为 0.11%、34.07% 和 5.58%; 砂土和稀疏森林上模拟效果最差。土壤参数随机误差对 CoLM 模拟的影响高于植被参数, 而土壤水文参数 (孔隙率、饱和基质势、气孔尺寸分布指数和饱和导水率) 对各模拟量不确定性的贡献率均远大于热力参数 (饱和反照率和热容)。对于本研究涉及的所有模拟变量而言, 最关键的参数均是气孔尺寸分布指数 b , 这可能与描述基质势与体积水含量关系的函数有关, 其次重要的是砂土的孔隙度和粘土的饱和导水率。混交森林上的根深分布和苔原上的动力学粗糙度对蒸散通量贡献显著。本身相对误差大的经验参数对 CoLM 模拟不确定性的贡献不一定多。(2) 干燥条件下 (表层液态水饱和度小于 0.1) 土壤温度的不确定性大; 相变发生时刻附近 (表层土壤温度在 0°C 附近且表层液态水含量大于 0) 土壤湿度不确定性显著; 蒸散通量的不确定性随本身绝对值的增大而增大, 在相对温暖干燥环境中 (表层土壤温度高于 280 K 且表层液态水饱和度小于 0.3) 其不确定性最高。研究证实, GEP 能够辨识 CoLM 中需优先提高观测精度的关键参数和关键参数化过程, 对陆面模拟的参数选定、不确定性评估和模式完善具有重要意义。

关键词 高斯误差传播原理 通用陆面模式 随机不确定性

文章编号 1006-9895 (2010) 02-0457-14

中图分类号 P461

文献标识码 A

Soil and Plant Parameters-Related Stochastic Uncertainty Propagation in the Common Land Model

LIANG Xiao¹ and DAI Yongjiu^{1, 2}

1 College of Global Change and Earth System Science, Beijing Normal University, Beijing 100875

2 State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, Beijing Normal University, Beijing 100875

Abstract Bad data quality and imperfect parameterizations are major sources of uncertainties in the land surface modeling. Gaussian Error Propagation (GEP) principle is used to study the propagation of key plant and soil parameters-burden random errors in the Common Land Model (CoLM), and to quantify the resultant uncertainties in the

CoLM modeling. Results show that:

(1) Based on the uncertainties of soil and plant parameters specified in this study, the relative errors of surface soil temperature and moisture as well as plant evapotranspiration (canopy transpiration plus ground evaporation) simulated by the CoLM are 0.11%, 34.07%, and 5.58%, respectively. The highest uncertainties exist in simulations of sandy and sparsely vegetated areas. Compared to the random error of plant parameters, that of soil parameters affects the CoLM's simulation more remarkably; moreover, soil hydraulic parameters (porosity, saturated matrix potential, pore-size distribution index, and saturated hydraulic conductivity) contribute more (saturated soil albedo and volumetric heat capacity) to the modeling uncertainties than thermal parameters. As to all the simulated physical quantities in this study, the pore-size distribution index is always the most critical, which is probably associated with the function describing the relationship between matrix potential and volumetric water content. Porosity of sand and saturated hydraulic conductivity of clay is secondly important. The standard deviations of root distribution on the underlying surface of mixed forest and aerodynamic roughness length on the underlying surface of tundra make an appreciable contribution to evapotranspiration. The empirical parameters with higher relative errors are not necessarily greater contributors to the standard deviation of the predicted physical quantities.

(2) Under dry soil conditions (the surface soil liquid water saturation degree is below 0.1), the standard deviation of soil temperature is typically the highest. The soil moisture uncertainties are higher in the soil experiencing phase changes (the surface soil temperature is near 0 °C and the surface soil liquid water content is above 0). The stochastic error of evapotranspiration grows with increasing of the absolute value of flux itself, and is much more significant in relatively warm and dry environments (the surface soil temperature is above 280 K and the soil liquid water saturation degree is below 0.3).

The research verifies that GEP is able to identify the critical parameters and parameterizations of the CoLM, thus is significant for parameter determination, uncertainty analysis as well as model improvement.

Key words Gaussian Error Propagation principle, the Common Land Model (CoLM), stochastic uncertainty

1 引言

陆面模型是数值天气预报模型和大气环流模型的重要组成部分,其主要目的是为大气模型提供下垫面边条件,即,陆—气界面的空气温度、湿度、能量和水汽交换通量等。自 20 世纪 80 年代以来,陆面模型发展和陆—气相互作用研究受到学术界的普遍重视,围绕它开展了一系列大、中、小型外场观测实验[例如,水文大气外场实验计划(Hydrological and Atmospheric Pilot Experiment, HAPEX)、水文大气先行性实验(Hydrology-Atmosphere Pilot Experiment, HAPEX)、中日合作“黑河地区地—气相互作用野外观测实验研究”(HEIFE)],研发了一系列不同复杂程度的模型[如箱式模型、生物圈—大气传输方案(Biosphere-Atmosphere Transfer Scheme, 简称 BATS)、简单生物圈模式(Simple Biosphere, 简称 SiB)、通用陆面模型(the Common Land Model, 简称 CoLM)],在模型验证方面也实施过一系列规模不一的相互比较计划[如国际陆面参数化方案比较计划(The

Project for Intercomparison of Land-Surface Parameterization Schemes, 简称 PILPS)]。尽管,我们在陆面模型发展、改进和检验等方面已付出巨大努力,然而,对陆面过程的参数化处理、参数数值的确定、次网格尺度过程的处理等还相当不完善,陆面模型模拟仍存在不同程度的系统误差和随机误差,模拟结果存在一定的不确定性。因此,开展不确定性研究,是发展陆面模型不可忽略的重要环节。

围绕陆面模型模拟的系统误差,迄今已有大量研究工作,主要集中在以下四个方面:模型变量初始化(Avissar and Pielke, 1989; Collins and Avissar, 1994; Gao et al., 1996; Callies et al., 1998; Wang and Kumar, 1998; Douville and Chauvin, 2000)、模型假定和过程参数化处理(Chen et al., 1997; Mölders et al., 1997; Slater et al., 1998; Schlosser et al., 2000; Mölders, 2001; Slater et al., 2001; 孙菽芬和李敬阳, 2002; Luo et al., 2003; Essery and Etchevers, 2004; Etchevers et al., 2004; 陈海山和孙照渤, 2005)、模型参数(Henderson-Sellers, 1993; Collins and Avissar, 1994; Gao et al., 1996; 刘树华等, 2001; Mölders,

2001; Essery and Etchevers, 2004; 李新等, 2007; 胡轶佳等, 2008) 和模型数值求解方案 (Narapusetty and Molders, 2006)。然而, 系统误差不是陆面模拟不确定性的唯一来源。在气候模型中, 每个次网格的表面特征 (土壤和植被类型, 雪盖) 都是通过对每种土壤、雪盖或植被属性指定一个均值 (如叶面积指数、土壤孔隙度等) 来描述的。可是, 由于自然和观测不确定因素 (统计上用方差或标准差表示) 的存在, 经验参数通常都携带误差 (随机), 某些参数的随机误差甚至跟参数值本身在同一个数量级上 (Avisar, 1991; Betts and Ball, 1997)。该随机误差会在使用这些经验参数计算出的任何量中传播, 最终导致模型预报变量中总体随机误差的产生。因此, 预报变量中参数引起的随机误差是陆面模型发展的最关键问题之一。我们可以在运行陆面模型之前事先检测预报变量中参数引起的统计不确定性, 发现并修正或替换导致大随机误差的参数化方案, 辨识导致通量大随机误差的参数以提高其观测精度, 从而最大可能地降低输出量不确定性。然而, 陆面模型却忽略了经验参数的这种随机不确定性, 与系统误差研究相比, 陆面模型模拟随机误差的研究还相对薄弱。

目前, 研究陆面模型模拟的随机误差, 主要有三种统计方法:

(1) Latin 超立方体采样: Latin 超立方体采样是一种比较有效的分层采样技术 (McKay et al., 1979; Derwent, 1987; Lynch et al., 2001)。该方法中, 模式运行次数等于每个输入参数范围划分的份数, 每个值只使用一次。每个参数的取值是随机的、不同的。但是, 该方法对各输入参数概率密度函数的使用并不是内在固有的, 而且, 模式对每个单独输入参数的敏感性还需要进一步分析。在待分析参数较多的情况下, 使用该方法很不方便。

(2) 蒙特卡罗法: 由于采样和分析方法中技术、经济的限制, 源自现场观测的数据总存在不确定性, 而且各变量之间通常都是相关的。为了研究基于这种数据的多步回归模型中的误差传播, 目前经常使用的最有效方法是蒙特卡罗模拟 (徐钟济, 1985; 杨惠连和张涛, 1992; 杨军, 1997; Hakan-son, 1999)。它基于对整个输入参数空间的随机采样, 并需要对输出变量 (作为所有输入变量组合中的随机变化的函数) 进行反复计算以确定传播的置

信区间, 得到输出的频数分布。蒙特卡罗型分析在误差分析的某些重要方面还是很有说服力的, 可以确定已经传播到输出变量中的误差量级, 并尝试辨认某些特定输入变量的影响和重要性。但是, 该方法最大的缺点在于计算量太大, 而且不能对误差结构进行细致分析。

(3) 高斯误差传播原理 (Gaussian Error Propagation, 简称 GEP): GEP 方法主要用来确定由所依赖的参数的随机误差造成的输出量误差 (Kreyszig, 1970; Meyer, 1975), 自 20 世纪 60 年代起在工程和物理领域得到了广泛应用。相比上述两种方法, GEP 更加灵活有效, 用一个数学表达式来描述误差, 解析性强, 可更细致分析输出量随各参数误差源发生的变化, 确定各输入量对输出误差的影响, 从而找到误差最小的条件并优化实验设计 (Oostrom et al., 1995; Beaudet et al., 2000)。尤其近几年, GEP 逐渐应用于水文气象领域, 分析模式模拟中输入参数导致的随机不确定性。

Mölders (2005) 用 GEP 开展了水文—热力学土壤—植被方案 (Hydro-Thermodynamic Soil Vegetation Scheme, 简称 HTSVS) 的植被和土壤参数随机误差研究, 发现相对误差最大的经验参数并不一定对预报通量的随机误差贡献最大。在同样的研究区和研究时段内, 对 HTSVS 模拟的土壤过程应用 GEP 方法, Mölders et al. (2005) 又发现, 土壤温度、体积水含量、土壤热通量和水汽通量中参数引起的不确定性随深度增加而递减, 且在最上层土壤中呈现日循环, 而且白天的不确定性通常比晚上大。此外, GEP 方法还辨识出 HTSVS 最初使用的导热率参数化方案会使土壤热通量产生很大的不确定性, 在修正参数化方案重新模拟并使用 GEP 量化不确定性后, 发现误差降低, 这说明 GEP 方法对于发现并改进关键的参数化方案, 也是很有效的, 该结论在随后的研究中也得到了证明——通过引入修改后的导热率参数化方案, 使用土壤温度观测资料进行评价发现, HTSVS 对土壤温度及其年变率的模拟效果的确得到了明显改善 (Mölders and Romanovsky, 2006)。总之, 通过对 HTSVS 离线模态下的不确定性进行理论分析, 并将其嵌入到与 MM5 耦合后的实际应用中, 已有的研究成果表明, GEP 方法能够辨识出关键参数和参数化过程, 从而为旨在改善模型的参数化方案比较和参数

观测提供理论依据。

本文尝试引入 GEP, 量化通用陆面模式 (the Common Land Model, CoLM) 中关键的植被和土壤参数标准差传播导致的 CoLM 关键预报变量 (根区土壤温度、土壤湿度和植被蒸散通量) 的随机不确定性, 辨识需优先提高观测精度的关键参数和参数化过程, 为模式改进提供指导。如果我们能有效提高这些参数的观测精度或将其可变性包含进陆面模型及其与大气模型耦合模型的发展中, 将很有可能提高气候预测、气候影响评估的可信度, 模型不确定性的知识还将有助于环境政策制定者正确理解大尺度气候变化的影响, 从而把资源集中在响应更加确定的气候事件上, 制定出更加明智有效的社会政策。目前, 国际上常用的陆面模式大都使用类似 CoLM 的经验参数和参数化过程, 故本研究对陆面过程模拟的不确定性具有普适意义。

2 模式、方法和试验设计

2.1 模式

CoLM 是最新一代陆面模式 (Chen et al., 1997; Zeng et al., 2002; Dai et al., 2003; 郑婧等, 2009), 在国际上得到了广泛应用。CoLM 中, 能量平衡考虑温度变化和传导, 用 Crank-Nicholson 方案解决; 土壤水分平衡考虑水分冻融和根对土壤水的吸收, 并应用 Darcy 定律; 地表植被 1 层, 土壤垂直分 10 层, 雪盖根据实际深度划分, 最多 5 层。模式积分运算的输入变量分三类: ①随时间不变的量: 土壤物理参数、植被静态参数和可调常量等; ②随时间变化的量: 植被、土壤和雪盖状态变量 (土壤温度、雪水当量等)、植被动态参数 (叶面积指数 LAI 等)、辐射相关变量 (地表和植被反照率等); ③大气强迫量: 太阳辐射、气温、降水等。模式的输出主要是网格上的状态变量和通量: 土壤温度、土壤湿度、径流、感热通量、潜热通量等。

2.2 高斯误差传播原理

GEP 认为在结构和参数已知的模式中, 观测变量的随机变化均看作服从高斯分布。假设模式的输出量 ϕ 是 n 个经验参数的函数 $\phi = f(x_1, \dots, x_n)$, 其标准差可由误差传递公式 [式 (1)] 得到 (Meyer, 1975; 杨惠连和张涛, 1992):

$$\sigma_\phi = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial \phi}{\partial x_i} \right)^2 \sigma_{x_i}^2 + 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n \frac{\partial \phi}{\partial x_i} \frac{\partial \phi}{\partial x_j} \rho_{ij} \sigma_{x_i} \sigma_{x_j}}, \quad (1)$$

其中, σ_ϕ 表示输出量的总体误差, $\sigma_{x_i}^2$ 是第 i 个参数的方差, $\partial \phi / \partial x_i$ 为输出量 ϕ 关于参数 x_i 的一阶导数, ρ_{ij} 是参数 x_i 和 x_j 的相关系数。各输入参数统计独立时, $\rho_{ij} = 0$, 即得误差传递公式的简化形式 [式 (2)]。本试验采用“各参数误差服从正态分布且相互独立”的假定, 从而满足了使用误差传递公式的简化形式的前提。

$$\sigma_\phi = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial \phi}{\partial x_i} \sigma_{x_i} \right)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \{\phi, \sigma_{x_i}\}^2}, \quad (2)$$

其中, σ_ϕ 是输出量的总体误差, $\{\phi, \sigma_{x_i}\} = (\partial \phi / \partial x_i) \sigma_{x_i}$ 表示第 i 个参数造成的部分误差 (贡献率), 总体相对误差为: $\varepsilon_\phi = \sigma_\phi / \phi$ 。不确定性分析就通过 $\{\phi, \sigma_{x_i}\}$ 来识别关键参数 (Mölders, 2005)。好的参数化过程和参数集中的所有 $\{\phi, \sigma_{x_i}\}$ 都在同一量级, 若 $\{\phi, \sigma_{x_i}\}$ 超出其它项 $\{\phi, \sigma_{x_j}\}_{j \neq i}$ 1 个量级以上, x_i 即为关键参数; 相同的参数若只在某一参数化过程 (或一部分) 中引起较大误差, 则该过程被识为关键参数化过程。

2.3 试验设计

本研究是单点试验, 试验区为苏联的 Valdai 水分平衡研究站点 (57.6°N, 33.1°E), 约 0.36 km², 气候季节性十分明显, 年总降水约 730 mm, 主要集中于夏秋季; 近地气温夏季高于 15 °C, 冬季低于 -10 °C, 年均约 4 °C; 积雪从 11 月持续至次年 4 月。驱动场采用研究区内 Usadievskiy (优势植被为草地) 1966 年 1 月 1 日~1983 年 12 月 31 日连续 18 年的时间分辨率为 30 分钟的气象观测资料 (Schlosser et al., 1997)。

模式从 1966 年 1 月 1 日开始积分, 人为给定初始场, 土壤和植被温度取 283 K, 土壤固态水为 0, 液态水为“每层厚度×孔隙度×水的密度”, 积分步长 1800 s。为尽量消除给定初始场的影响, 根据已有研究 (Yang et al., 1995), 第 1 年时间用于 spin-up。

本试验选用了 3 种土壤和 6 种植被, 分析模式在不同下垫面上的模拟不确定性。各下垫面的植被、土壤类型及其相应的符号表示见表 1 (例如, 下垫面 sandV7 表示该下垫面上的土壤类型为砂土 sand, 植被类型为草地 V7, 数字 7 是 CoLM 植被分类中草地对应的编号), 研究涉及的输入经验参数和输出量的物理含义见表 2。经验参数相对误差源于 Cosby et al. (1984)、Wilson et al. (1987)、

表 1 各下垫面符号表示及其土壤和植被类型

Table 1 Notations of various land surfaces and the corresponding soil and plant types

	砂土	壤土	粘土
草地	sandV7	loamV7	clayV7
灌木	sandV8	loamV8	clayV8
混交森林	sandV15	loamV15	clayV15
稀疏森林	sandV19	loamV19	clayV19
林地苔原	sandV21	loamV21	clayV21
混交苔原	sandV22	loamV22	clayV22

表 2 研究涉及的经验参数和输出变量

Table 2 Empirical parameters and output variables involved in the paper

土壤物理参数	植被形态参数	可调经验参数	输出变量
α_s : 饱和土壤反照率	z_0 : 动力学粗糙度	z_s : 地表粗糙度	T_s : 土壤温度
$\rho_s c_s$: 土壤热容量	d : 零平面位移		W_{liq} : 土壤湿度
η_s : 土壤孔隙率	$D^{-1/2}$: 叶片维度		LE_a : 植被蒸散通量
ψ_s : 饱和土壤基质势	z_{root} : 根深分布		
b : 气孔尺寸分布指数			
k_s : 饱和土壤导水率			

表 3 土壤经验参数的相对误差 (%)

Table 3 Relative error of soil empirical parameters (%)

土壤类型	α_s	$\rho_s c_s$	η_s	ψ_s	b	k_s
砂土 (Sand)	7.8	8.17	21.53	52.17	49.46	34.81
壤土 (Loam)	7.8	5.80	16.86	12.87	31.62	49.41
粘土 (Clay)	7.8	2.58	7.48	8.33	34.03	170.37

表 4 植被经验参数和地表粗糙度的相对误差 (%)

Table 4 Relative error of plant empirical parameters and surface roughness length (%)

植被类型	z_0	d	$D^{-1/2}$	z_{root}	z_s
草地 (Grassland)	10	10	10	10	20
灌木 (Shrubland)	10	10	10	10	20
混交森林 (Mixed forest)	10	10	10	10	20
稀疏森林 (Barren or sparse vegetation)	10	10	10	10	20
林地苔原 (Wooded tundra)	10	10	10	10	20
混交苔原 (Mixed tundra)	10	10	10	10	20

Mölders (2005) 和 Mölders et al., (2005)。在 CoLM 中, 植被分类采用了美国地质调查局 (United States Geological Survey, 简称 USGS) 的 24 种类型 (如草地、混交森林等), 而不是按照一个植被群落中的具体植被 (如柳树、桦树等) 来划分的, 对这种“集总式”的植被类型, 是无法实际获得相对误差或标准差的。因此, 给定植被经验参数的相对误差为 10%, 地表粗糙度的相对误差为 20% (Mölders, 2005)。表 3 和表 4 列出了本文涉及的土壤和植被经验参数的相对误差。根据 GEP 理论, 确定辨识关键参数的两个标准: (1) 该参数不确定性导致的输出量部分误差量级高于其它参数引起的部分误差量级; (2) 该参数不确定性导致的输出量部分误差占总体误差的百分比大于 15%。

3 研究结果与分析

3.1 土壤温度

3.1.1 总体标准差与总体相对误差

相对误差和总体标准差在下垫面 sandV19 上均最大, loamV15 和 clayV15 上最小。土壤类型相同时, 总体标准差和相对误差在植被覆盖度高的混交森林上最低, 稀疏森林最高; 植被类型相同时, 砂土上的总体标准差和相对误差均约为壤土和粘土的 3 倍 (表 5)。

3.1.2 各参数贡献率与关键参数

大部分下垫面上, 气孔尺寸分布指数 b 最关键, $\{T_s, \sigma_b\}$ 比其它参数贡献率高 1~2 个量级; 在壤土或粘土的非稀疏森林上, 动力学粗糙度 z_0 和饱和土壤导水率 k_s 贡献率仅次于 b , 占总体标准差的比例接近或大于 20% (图 1)。

稀疏森林上, $\{T_s, \sigma_{z_s}\}$ 仅次于 $\{T_s, \sigma_b\}$, 占总体

表 5 表层土壤温度总体标准差 (单位: K)/相对误差在 17 年的平均值

Table 5 Averaged standard deviation (SD, units: K)/relative error of surface soil temperature in 17 years

	砂土	壤土	粘土	总体平均
草地	0.62/0.22%	0.184/0.07%	0.213/0.08%	0.302/0.11%
灌木	0.609/0.22%	0.178/0.06%	0.199/0.07%	
混交森林	0.200/0.07%	0.076/0.03%	0.081/0.03%	
稀疏森林	0.681/0.24%	0.230/0.08%	0.282/0.10%	
林地苔原	0.562/0.20%	0.178/0.06%	0.197/0.07%	
混交苔原	0.571/0.20%	0.180/0.06%	0.195/0.07%	

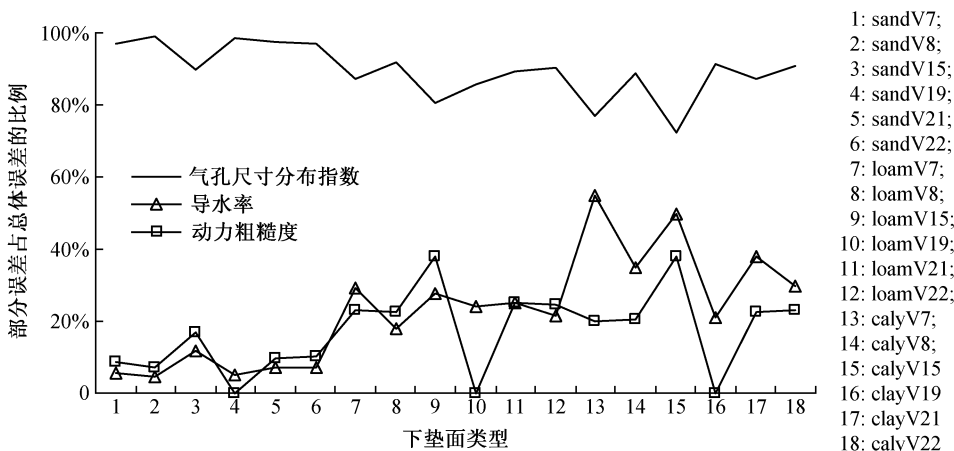


图1 表层土壤温度中参数 b 、 k_s 和 z_0 造成的部分误差占总体误差的比例

Fig. 1 The ratios of b -, k_s - and z_0 -induced surface soil temperature uncertainty to total uncertainty

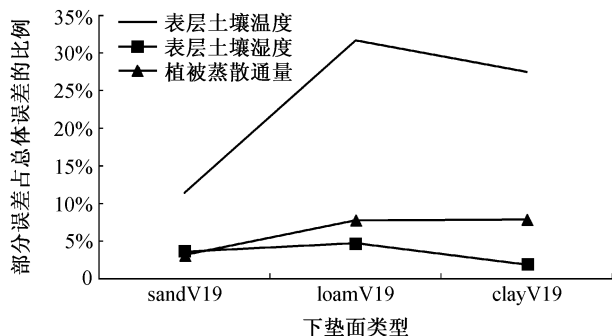


图2 稀疏森林上地表粗糙度 z_s 造成的部分误差占总体误差的比例

Fig. 2 The ratio of z_s -induced uncertainty to total uncertainty on the underlying surface of sparse vegetation

标准差的百分比接近或超过 20% (图 2); 下垫面 loamV19 和 clayV19 上 k_s 也比较关键, 均超过 20% (图 1)。

3.1.3 总体标准差随环境条件的变化规律

不同下垫面上同一输出量总体标准差随环境条件的变化形式相似, 故在此只分析下垫面 sandV7 的结果。

0 °C 以下, 总体标准差随土壤温度的缓慢升高而迅速减小; 0 °C 以上, 总体标准差随温度升高而增大。土壤含水量为 0 时, 总体标准差基本在 0~1 K 振荡; 土壤中一出现液态水, 总体标准差骤增至 2 K 以上, 之后随着含水量的递增而减小; 表层液态水饱和度大于 0.3 时, 总体标准差均很小, 低于 0.5 K (图 3a、b)。

干燥条件下 (表层液态水饱和度小于 0.1), 无

论温度如何, 总体标准差均较大, 超过 2 K (图 3c、d)。

3.2 土壤湿度

3.2.1 总体标准差与总体相对误差

相对误差和总体标准差最大的下垫面是 sandV7, 最小的分别是 loamV15 和 sandV22。相同的植被上, 粘土标准差比砂土和壤土大得多, 相对误差却远小于砂土。砂性土壤导水率高, 基质势绝对值小, 大孔隙多, 水分易下渗或流失, 表层含水量少, 尽管标准差小, 相对误差却大; 而粘土表层含水量远多于砂土和壤土, 相对误差大大降低 (表 6)。

3.2.2 各参数贡献率与关键参数

b 和土壤孔隙率 η_s 最关键, 贡献率高于其它参数 1~2 个量级: 砂土上, $\{W_{liq}, \sigma b\}$ 约为 $\{W_{liq}, \sigma \eta_s\}$ 的 1.5~4 倍; 壤土上, $\{W_{liq}, \sigma \eta_s\}$ 与 $\{W_{liq}, \sigma b\}$ 相近, 甚至超过 $\{W_{liq}, \sigma b\}$ (loamV15); 粘土上, $\{W_{liq}, \sigma b\}$ 约为 $\{W_{liq}, \sigma \eta_s\}$ 的 3 倍, $\{W_{liq}, \sigma k_s\}$ 也增大至与 $\{W_{liq}, \sigma b\}$ 和 $\{W_{liq}, \sigma \eta_s\}$ 同一量级, 占总体误差的比例高于 15% (图 4)。

稀疏森林上, $\{W_{liq}, \sigma b\}$ 和 $\{W_{liq}, \sigma \eta_s\}$ 比其它大多数参数贡献率高 1 个量级; $\{W_{liq}, \sigma z_s\}$ 在总体标准差中所占比例低于 5% (图 2)。

3.2.3 总体标准差随环境条件的变化规律

CoLM 中土壤湿度总体标准差随环境条件的变化与 Mölders et al. (2005) 的研究结果相似。

0 °C 以下, 总体标准差随温度的缓慢升高而显著增加; 0 °C 附近, 总体标准差骤降至 1 kg/m² 左右, 之后随着温度增加, 基本不变。土壤液态水饱和度和小于 0.2 时, 总体标准差为 1~2 kg/m², 在 0.2 以上时, 随着含水量增多, 总体标准差急剧增

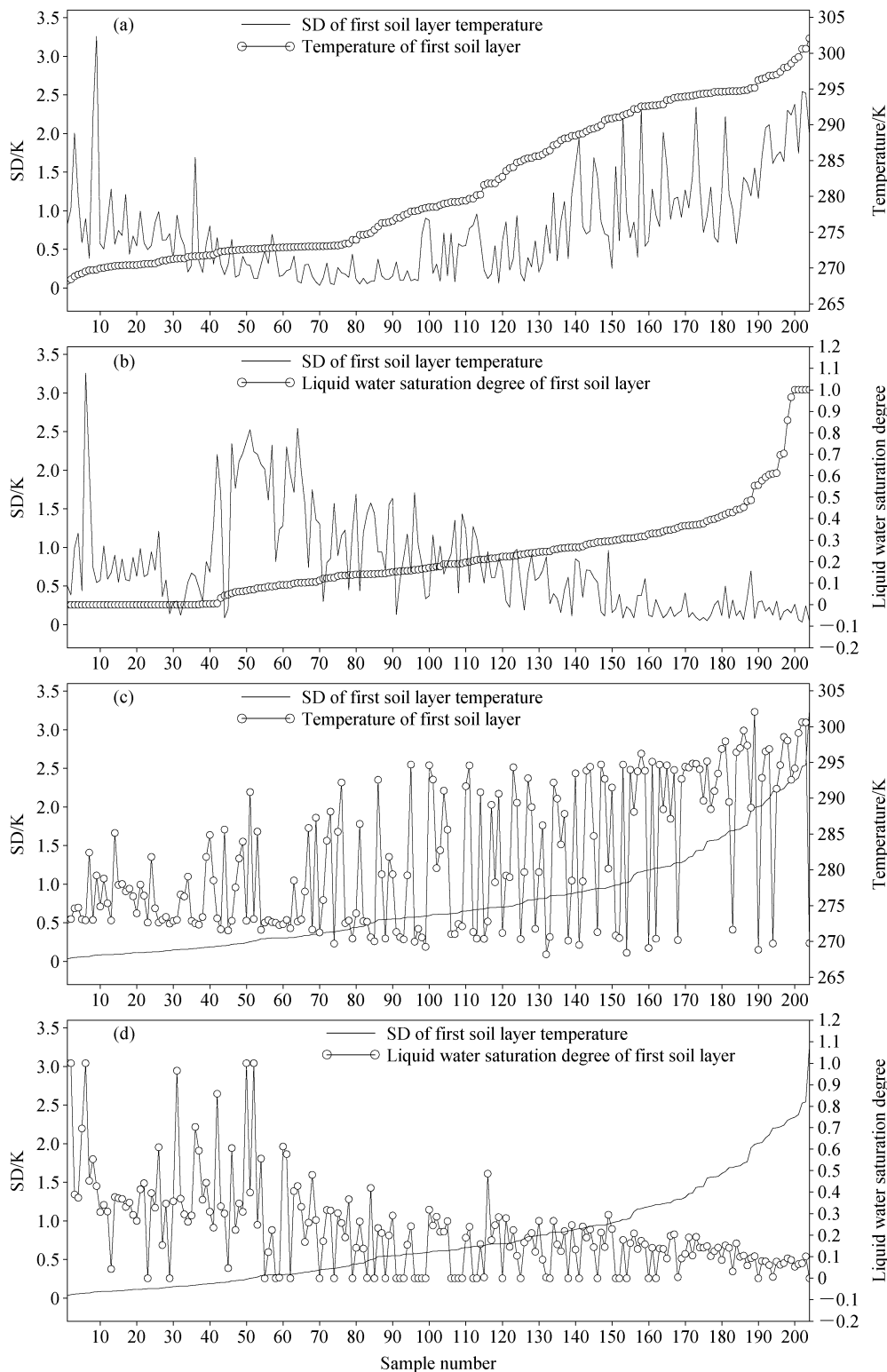


图3 表层土壤温度总体标准差与环境变量：(a、b)按照环境变量的升序排列；(c、d)按照随机不确定性的升序排列。横坐标轴数值1~204对应1967年1月1日~1983年12月31日共204个月的月均值样本序号（下同）

Fig. 3 Surface soil temperature uncertainty and environmental variables arranged in order of increasing of (a, b) environmental variables and (c, d) uncertainty values. Numbers 1–204 on x -axis correspond to the sample numbers of monthly means for 204 months from 1 Jan 1967 to 31 Dec 1983 (the same below)

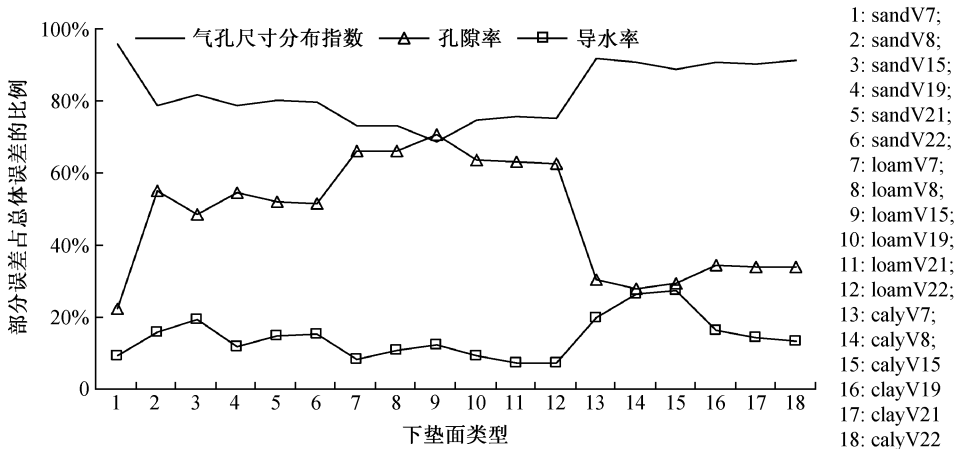


图4 表层土壤湿度中由 b 、 η_s 和 k_s 造成的部分误差在总体误差中的比例

Fig. 4 The ratios of b -, η_s - and k_s -induced surface soil moisture uncertainty to total uncertainty

表6 表层土壤湿度总体标准差 (单位: kg/m^2)/相对误差在 17 年的平均值

Table 6 Averaged standard deviation (units: kg/m^2)/ relative error of surface soil moisture in 17 years

	砂土	壤土	粘土	总体平均
草地	1.442/104.99%	0.561/24.04%	0.964/26.14%	0.733/34.07%
灌木	0.543/44.27%	0.548/24.57%	0.987/27.42%	
混交森林	0.908/42.24%	0.732/21.51%	1.347/28.28%	
稀疏森林	0.478/47.46%	0.508/25.66%	0.704/22.47%	
林地苔原	0.470/38.57%	0.527/25.26%	0.768/23.43%	
混交苔原	0.464/38.91%	0.520/25.49%	0.723/22.47%	

大 (图 5a、b)。

寒冷湿润环境中 (0°C 附近且表层液态水饱和度大于 0.5), 总体标准差最大; 干燥条件下 (液态水饱和度小于 0.2), 无论温度怎样, 总体标准差始终较小。CoLM 中, 冰点温度 T_f (0°C) 附近, 若第 i 层土壤温度 $T_{S,i} > T_f$ 且 $W_{\text{ice},i} > 0$, 或 $T_{S,i} < T_f$ 且 $W_{\text{liq},i} > 0$, 则发生相变。因此, 相变发生时刻附近, 土壤湿度的总体标准差最显著 (图 5c、d)。

检查式 (3) 发现, 土壤湿度不确定性主要源于 b 的不确定性在土壤导水率 K 和水分传递系数 $D_{\eta l}$ 中的传播, 因为 $\partial K/\partial b$ 和 $\partial D_{\eta l}/\partial b$ 都随液态水饱和度 $\theta_l/\theta_{\text{sat}}$ 的升高而增大 (图 6a、b), 从而导致 $\{W_{\text{liq}}, \sigma b\}$ 随 $\theta_l/\theta_{\text{sat}}$ 增加而增加。大部分陆面模式都基于 Darcy 定律计算土壤含水量, 因此, $D_{\eta l}$ 和 K 的不确定性严重限制了土壤水分乃至热力过程的模拟。Shao and Irannejad (1999) 对 4 个水文模式的比较表明, CoLM 目前采用的 Clapp-Hornberger 模式 (Clapp and Hornberger, 1978) [式 (3)] 较好地抓住了 $K(\theta)$ 特征, 但 $\Psi(\theta)$ 仍存在明显缺陷, 所以,

提高 b 的观测精度并改进基质势函数 $\Psi(\theta)$, 意义重大。

土壤水分 q 和水分传递系数 $D_{\eta l}$ 的计算公式如下:

$$\begin{cases} q = K + D_{\eta l} \times \frac{\partial \theta_l}{\partial z}, \\ D_{\eta l} = \frac{b \times \Psi_{\text{sat}} \times K_{\text{sat}}}{\theta_l} \times \left(\frac{\theta_l}{\theta_{\text{sat}}} \right)^{b+3}, \end{cases} \quad (3)$$

土壤导水率 K 和土壤基质势 Ψ 的计算公式如下:

$$\begin{cases} K = K_{\text{sat}} \left(\frac{\theta_l}{\theta_{\text{sat}}} \right)^{2b+3}, \\ \Psi = \Psi_{\text{sat}} \left(\frac{\theta_l}{\theta_{\text{sat}}} \right)^{-b}. \end{cases} \quad (4)$$

3.3 植被蒸散通量

3.3.1 总体标准差与总体相对误差

相对误差和总体标准差在下垫面 sandV19 上最高, loamV15 上最低。除混交森林外, 植被类型相同时, 砂土总体标准差和相对误差均高于壤土和粘土, 且相对误差差异更大 (2~3 倍)。含砂量低的土壤导水率小, 毛管孔隙多, 毛管作用力强, 保水性好, 而砂性土壤水分易下渗或流失, 表层含水

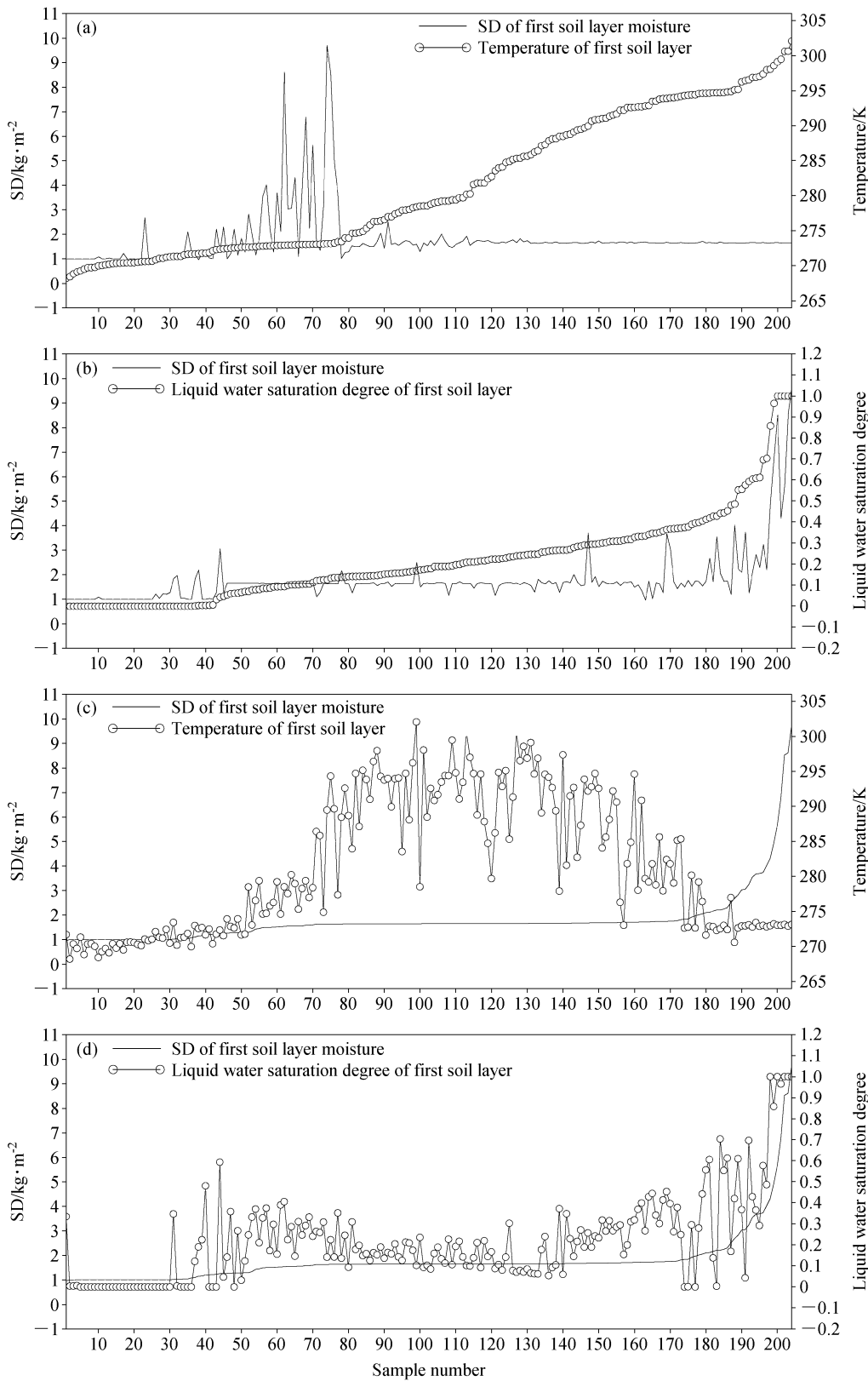


图 5 同图 3，但为表层土壤湿度不确定性的结果

Fig. 5 Same as Fig. 3, except for the surface soil moisture uncertainty

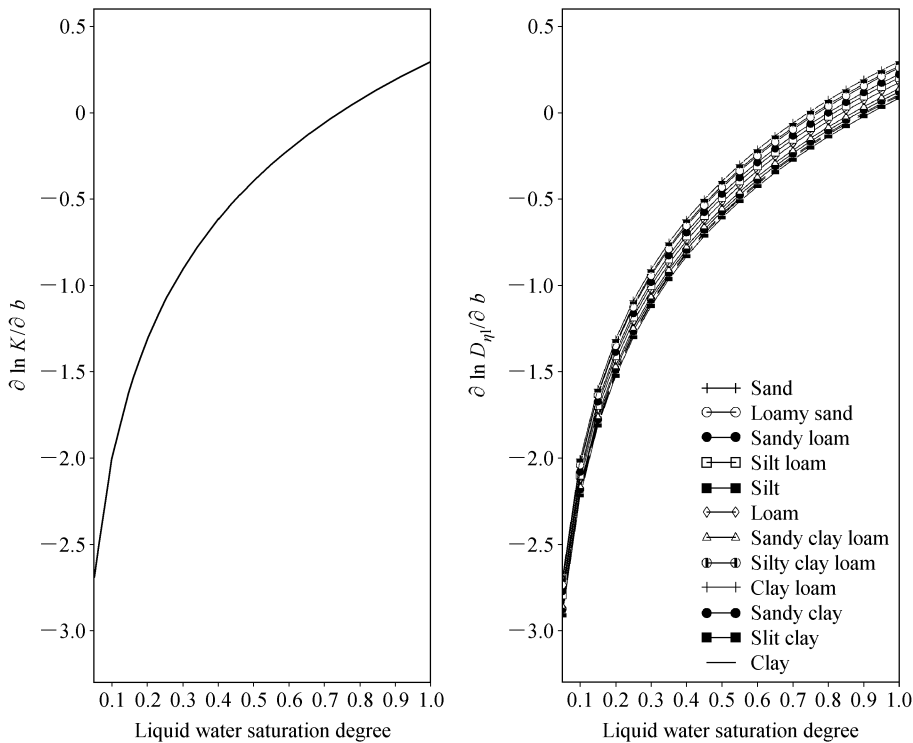


图 6 土壤导水率 K (a) 和水分传递系数 $D_{\eta l}$ (b) 中与气孔尺寸分布指数 b 有关的不确定性
Fig. 6 b -induced uncertainty of (a) soil hydraulic conductivity K and (b) water transfer coefficient $D_{\eta l}$

表 7 植被蒸散通量总体标准差 (单位: W/m^2)/相对误差在 17 年的平均值
Table 7 Averaged standard deviation (units: W/m^2)/ relative error of plant evapotranspiration in 17 years

	砂土	壤土	粘土	总体平均
草地	2.659/8.04%	0.952/2.66%	1.194/3.43%	1.791/5.58%
灌木	3.053/9.03%	1.049/2.88%	2.512/6.81%	1.791/5.58%
混交森林	1.234/3.69%	0.711/2.08%	1.899/5.63%	1.791/5.58%
稀疏森林	3.109/12.49%	1.767/5.70%	1.449/4.69%	1.791/5.58%
林地苔原	2.572/8.37%	1.243/3.69%	1.275/3.89%	1.791/5.58%
混交苔原	2.866/9.37%	1.421/4.16%	1.280/3.83%	1.791/5.58%

量低, 蒸散发少, 故砂土与粘土间相对误差比总体误差的差距显著。植被覆盖度很高时, 不确定性随土壤类型而发生的变化明显减弱 (表 7)。

3.3.2 各参数贡献率与关键参数

砂土和壤土上, $\{LE_a, \sigma b\}$ 和 $\{LE_a, \sigma \eta_s\}$ 高于其它参数贡献率 1 个量级, 饱和土壤基质势 ψ_s 贡献也较显著, 占总体标准差 20% 左右; k_s 在粘土上贡献显著, 与 $\{LE_a, \sigma b\}$ 同一量级, 甚至超过 b 成为最关键参数 (clayV7 和 clayV19)。根深分布参数 z_{root} 在草地和混交森林 (尤其后者) 上十分关键, 贡献率所占比例超过 20%, 叶片维度 $D_f^{-1/2}$ 在混交森林上的贡献率也远大于其它植被, 因此, 提高植

被覆盖度高的混交森林上 z_{root} 和 $D_f^{-1/2}$ 的观测精度对改善植被蒸散通量的模拟十分重要; 在壤土或粘土的苔原上, $\{LE_a, \sigma z_0\}$ 所占比例超过 15% (图 7)。

稀疏森林上, $\{LE_a, \sigma z_s\}$ 在总体标准差中所占比例低于 8% (图 2)。

3.3.3 总体标准差随其本身值和环境条件的变化规律

低于 0°C 时, 总体标准差在 $0\sim 1\text{ W}/\text{m}^2$ 振荡, 0°C 以上, 总体标准差随温度升高而显著增大。土壤含水量为 0 时, 总体标准差略高于 $0\text{ W}/\text{m}^2$; 土壤中一出现液态水, 总体标准差骤增至 $14\text{ W}/\text{m}^2$ 以上, 之后随含水量递增而缓慢减小并剧烈振荡; 表层液态水饱和度大于 0.4 时, 总体标准差始终很

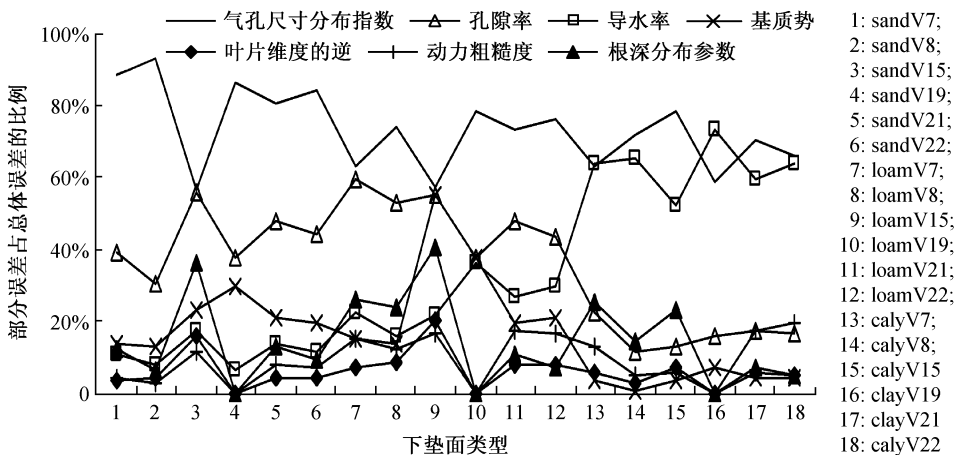


图7 植被蒸散通量中由各参数造成的部分误差在总体误差中的比例

Fig. 7 The ratios of several parameters-induced plant evapotranspiration uncertainty to total uncertainty

小, 略高于 0 W/m^2 (图 8a、b)。蒸散通量总体标准差随本身绝对值的增大而增大, 以通量零值处为转折点, 向左总体标准差微弱增加, 向右总体标准差随本身值增大而明显升高, 最后趋于平稳 (图 8c)。

温度低于 280 K 时, 无论湿润状况如何, 总体标准差均很小; 相对温暖干燥 (液态水饱和度小于 0.3) 的环境中, 总体标准差较大 (图 8d、e)。

4 结论与讨论

本文将高斯误差传播原理 (GEP) 应用于 CoLM 的随机不确定性研究中, 得到如下主要结论:

(1) 基于本研究给定的土壤和植被参数的不确定性, CoLM 模拟变量的相对误差由高到低依次为土壤湿度 (34.07%)、植被蒸散通量 (5.58%) 和土壤温度 (0.11%), 可见, 土壤湿度的模拟是限制模式精度的“瓶颈”。

土壤类型相同时, 稀疏森林上模拟效果最差, 土壤温度和蒸散通量的模拟尤其如此; 植被类型相同时, 砂土上各输出量不确定性均很显著, 因此, 更细致地划分砂质土壤将十分有助于提高模式精度。

干燥条件下 (表层液态水饱和度小于 0.1) 土壤温度不确定性大, 土壤湿度不确定性在相变时刻附近 (0°C 附近且液态水含量大于 0) 最高, 蒸散通量不确定性随本身绝对值的增大而增大, 在相对温暖干燥 (表层土壤温度高于 280 K 且液态水饱和度小于 0.3) 的环境中显著。

PILPS 表明, 大多数陆面模式对湿润、植被分布均匀地区模拟较好, 而在沙漠、植被稀疏下垫面

上存在很大缺陷 (罗勇等, 2002), 这与本研究得到的模拟不确定性的分布规律不谋而合。

(2) 不同的模拟变量, 其相对重要的土壤和植被参数是有差别的。但无论在水文还是热力过程的模拟中, 土壤参数随机误差对模式模拟不确定性的影响均高于植被参数, 这与 Wilson et al. (1987) 的研究结论是一致的; 土壤水文参数 (η_s 、 ψ_s 、 b 和 k_s) 对各模拟量不确定性的贡献远大于热力参数 (饱和土壤反照率 α_s 和土壤热容量 $\rho_s c_s$)。原因可能有两方面: 其一, 植被和土壤热力参数本身的相对误差远小于土壤水文参数; 其二, 水文参数多发生在非线性关系中 [式 (4)], 而热力参数多存在于线性关系里。因此, 提高土壤水文参数集的精度, 改进水文函数 (导水率 K 、基质势 ψ 与体积水含量 θ 的关系), 对改善陆面模拟十分必要 (Shao and Irannejad, 1999)。

对于本研究涉及的所有输出量 (表层土壤温度、土壤湿度和植被蒸散通量), 最关键的参数均是气孔尺寸分布指数 b , 各输出量不确定性中 b 的贡献率占总体误差的比例均大于 50% , 原因可能与基质势函数 $\psi(\theta)$ 有关, 因此, 提高 b 的观测精度并改进对 $\psi(\theta)$ 的描述非常重要。与已有研究结果一致 (Mölders et al., 2005), 饱和导水率 k_s 在粘土中尤其重要, 孔隙度 η_s 在砂土和壤土中对土壤湿度和植被蒸散通量影响较大。壤土或粘土的稀疏森林上, 地表粗糙度 z_s 不确定性对土壤温度影响较大。

植被参数随机误差对模式不确定性的影响则主

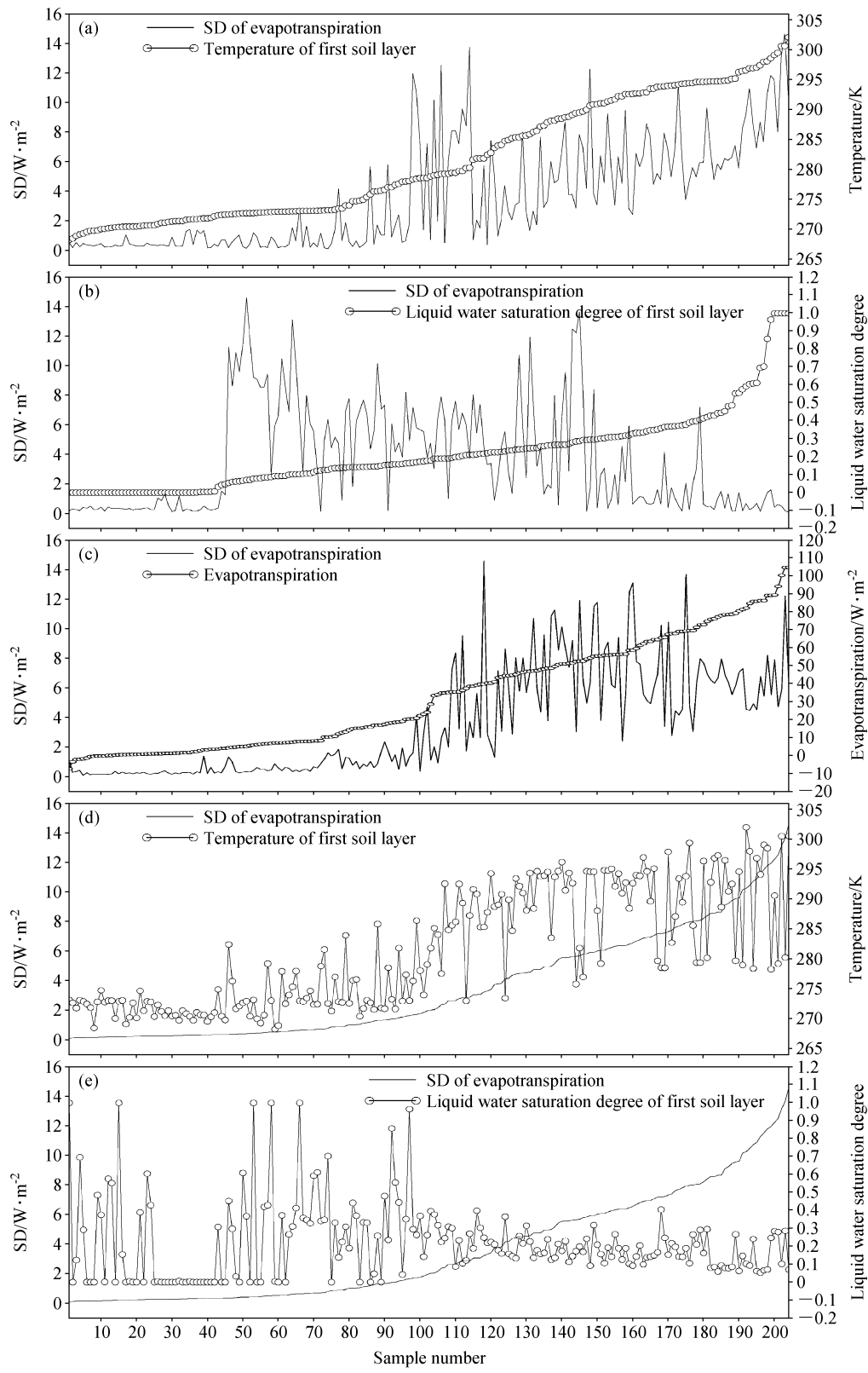


图 8 植被蒸散通量总体标准差与其本身值和环境变量：(a、b) 按照环境变量的升序排列；(c) 按照蒸散通量本身值的升序排列；(d、e) 按照随机不确定性的升序排列。

Fig. 8 Plant evapotranspiration uncertainty and the value itself as well as environmental variables arranged in order of increasing of (a, b) environmental variables, (c) plant evapotranspiration, and (d, e) uncertainty values

要体现在蒸散通量的模拟上。混交森林的根深分布 z_{root} 影响显著, 事实上, Jackson et al. (1996) 早已注意到植被根深分布显著的时空变化及其对理解陆地生态系统与气候变化间相互作用的重要性。动力学粗糙度 z_0 在壤土或粘土的苔原上、叶片维度 $D_f^{-1/2}$ 在混交森林中的贡献明显高于其它下垫面。

本身相对误差高的经验参数对模式模拟不确定性的贡献率不一定大, 例如, 壤土和粘土上 k_s 相对误差远大于 b , 贡献率却比 b 小得多。即使相对误差相同, 因传播机制不同, 导致的输出量标准差也大相径庭, 植被参数正是如此。

值得注意的是, 本研究使用的 GEP 是基于输入参数独立的假设的, 若能实地观测采样得到输入参数间的相关系数, 从而使用非独立条件下的 GEP 误差传递公式, 结果将会更加合理。

参考文献 (References)

Avissar R, Pielke R A. 1989. A parameterization of heterogeneous land surfaces for atmospheric numerical models and its impact on regional meteorology [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 117: 2113–2136.

Avissar R. 1991. A statistical-dynamical approach to parameterize subgrid-scale land-surface heterogeneity in climate models [J]. *Surv. Geophys.*, 12: 155–178.

Beaudet M, Messier C, Hilbert D W, et al. 2000. Leaf- and plant-level carbon gain in yellow birch, sugar maple, and beech seedlings from contrasting forest light environments [J]. *Canadian Journal of Forest Research*, 30: 390–404.

Betts A K, Ball J H. 1997. Albedo over the boreal forest [J]. *J. Geophys. Res.*, 102 (D24): 28901–28909.

Callies U, Rhodin A, Eppel D P. 1998. A case study on variational soil moisture analysis from atmospheric observations [J]. *J. Hydrol.*, 212–213: 95–108.

陈海山, 孙照渤. 2005. 陆面模式 CLSM 的设计及性能检验 II: 模式检验 [J]. *大气科学*, 29 (2): 272–282.

Chen Haishan, Sun Zhaobo. 2005. Design of a comprehensive land surface model and its validation. Part II: Model validation [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 29 (2): 272–282.

Chen T H, Henderson-Sellers A, Milly P C D, et al. 1997. Cabauw experimental results from the project for intercomparison of land-surface parameterization schemes [J]. *J. Climate*, 10: 1194–1215.

Clapp R B, Hornberger G M. 1978. Empirical equations for some soil hydraulic properties [J]. *Water Resour. Res.*, 14: 601–604.

Collins D C, Avissar R. 1994. An evaluation with the Fourier amplitude sensitivity test (FAST) of which land-surface parameters are of greatest importance in atmospheric modeling [J]. *J. Cli-*

mate, 7: 681–703.

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 Resources Research*, 20: 682–690.

Dai Y J, Zeng X, Dickinson R E, et al. 2003. The Common Land Model [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 84: 1013–1023.

Derwent R G. 1987. Treating uncertainty in models of the atmospheric chemistry of nitrogen compounds [J]. *Atmos. Environ.*, 21: 1445–1454.

Douville H, Chauvin F. 2000. Relevance of soil moisture for seasonal climate predictions: A preliminary study [J]. *Climate Dyn.*, 16: 719–736.

Essery R, Etchevers P. 2004. Parameter sensitivity in simulations of snowmelt [J]. *J. Geophys. Res.*, 109: D20111, doi: 10.1029/2004JD005036.

Etchevers P, Martin E, Brown R, et al. 2004. Validation of the energy budget of an alpine snowpack simulated by several snow models (SnowMIP project) [J]. *Annals of Glaciology*, 38: 150–158.

Gao X, Sorooshian S, Gupta H V. 1996. Sensitivity analysis of the biosphere-atmosphere transfer scheme [J]. *J. Geophys. Res.*, 101 (D3): 7279–7289.

Hakanson L. 1999. Error propagations in step-by-step predictions: Examples for environmental management using regression models for lake ecosystems [J]. *Environmental Modelling and Software*, 14: 49–58.

Henderson-Sellers A. 1993. A factorial assessment of the sensitivity of the BATS land-surface parameterization [J]. *J. Climate*, 6: 227–247.

胡轶佳, 钟中, 闵锦中. 2008. 两种积云对流参数化方案对 1998 年区域气候季节变化模拟的影响研究 [J]. *大气科学*, 32 (1): 90–100.

Hu Yijia, Zhong Zhong, Min Jinzhong. 2008. Impacts of cumulus parameterization scheme on the seasonal variation simulation of regional climate in 1998 [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 32 (1): 90–100.

Jackson R B, Canadell J, Ehleringer J R, et al. 1996. A global analysis of root distributions for terrestrial biomes [J]. *Oecologia*, 108: 389–411.

Kreyszig E. 1970. *Statistische Methoden und ihre Anwendung* [M]. Germany: Vanden Hoeck & Ruprecht Göttingen, 422.

Li Xin, Huang Chunlin, Che Tao, et al. 2007. Development of a Chinese land data assimilation system: Its progress and prospects [J]. *Progress in Natural Science*, 17 (2): 163–173.

刘树华, 李新荣, 刘立超, 等. 2001. 陆面过程参数化模式的研究 [J]. *中国沙漠*, 21 (3): 303–310.

Liu Shuhua, Li Xinrong, Liu Lichao, et al. 2001. Study of land-surface processes parameterizations model [J]. *Journal of Desert Research (in Chinese)*, 21 (3): 303–310.

Luo L, Robock A, Vinnikov K Y, et al. 2003. Effects of frozen soil

- on soil temperature, spring infiltration, and runoff: Results from the PILPS 2 (d) experiment at Valdai, Russia [J]. *Journal of Hydrometeorology*, 4: 334–351.
- 罗勇, 王绍武, 党鸿雁, 等. 2002. 近 20 年来气候模式的发展与模式比较计划 [J]. *地球科学进展*, 17 (3): 372–377. Luo Yong, Wang Shaowu, Dang Hongyan, et al. 2002. Recent advances in climate models and model intercomparison projects [J]. *Advances in Earth Sciences (in Chinese)*, 17 (3): 372–377.
- Lynch A H, McIlwaine S, Beringer J, et al. 2001. An investigation of the sensitivity of a land surface model to climate change using a reduced form model [J]. *Climate Dyn.*, 17: 643–652.
- McKay M D, Beckman R J, Conover W J. 1979. A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code [J]. *Technometrics*, 21 (2): 239–245.
- Meyer S L. 1975. *Data Analysis for Scientists and Engineers* [M]. New York: J. Wiley & Sons Inc, 513pp.
- Mölders N, Strasser U, Schneider K, et al. 1997. A sensitivity study on the initialization of surface characteristics in meso- β/γ -modeling using digitized vs. satellite derived land-use data [J]. *Contrib. Atmos. Phys.*, 70: 173–187.
- Mölders N. 2001. On the uncertainty in mesoscale modeling caused by surface parameters [J]. *Meteor. Atmos. Phys.*, 76: 119–141.
- Mölders N. 2005. Plant- and soil-parameter-caused uncertainty of predicted surface fluxes [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 133: 3498–3516.
- Mölders N, Jankov M, Kramm G. 2005. Application of Gaussian error propagation principles for theoretical assessment of model uncertainty in simulated soil processes caused by thermal and hydraulic parameters [J]. *Journal of Hydrometeorology*, 6: 1045–1062.
- Mölders N, Romanovsky V E. 2006. Long-term evaluation of the hydro-thermodynamic soil-vegetation scheme's frozen ground/permafrost component using observations at Barrow, Alaska [J]. *J. Geophys. Res.*, 111: D04105, doi: 10. 1029/2005JD005957.
- Narapusetty B, Mölders N. 2006. Evaluation of the soil model of the hydro-thermodynamic soil-vegetation scheme by observations and a theoretically advanced numerical scheme [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 134 (10): 2927–2942.
- Oostrom M, Dane J H, Missildine B C, et al. 1995. Error analysis of dual-energy gamma radiation measurements [J]. *Soil Science*, 160 (1): 28–42.
- Schlosser C A, Robock A, Vinnikov K Y, et al. 1997. 18-year land-surface hydrology model simulations for a midlatitude grassland catchment in Valdai, Russia [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 125: 3279–3296.
- Schlosser C A, Slater A G, Robock A, et al. 2000. Simulations of a boreal grassland hydrology at Valdai, Russia: PILPS phase 2 (d) [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 128: 301–321.
- Shao Y, Irannejad P. 1999. On the choice of soil hydraulic models in land-surface schemes [J]. *Bound.-Layer Meteor.*, 90: 83–115.
- Slater A G, Pitman A J, Desborough C E. 1998. Simulation of freeze-thaw cycles in general circulation land surface scheme [J]. *J. Geophys. Res.*, 103 (D10): 11303–11312.
- Slater A G, Schlosser C A, Desborough, et al. 2001. The representation of snow in land surface schemes: Results from PILPS 2 (d) [J]. *J. Hydrometeorology*, 2: 7–25.
- 孙淑芬, 李敬阳. 2002. 用于气候研究的雪盖模型参数化方案敏感性研究 [J]. *大气科学*, 26 (4): 558–576. Sun Shufen, Li Jingyang. 2002. A sensitivity study of parameterization scheme in snow cover model used in climate research [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 26 (4): 558–576.
- Wang W, Kumar A. 1998. A GCM assessment of atmospheric seasonal predictability associated with soil moisture anomalies over North America [J]. *J. Geophys. Res.*, 103 (D22): 28637–28646.
- Wilson M F, Henderson-Sellers A, Dickinson R E, et al. 1987. Sensitivity of the Biosphere-Atmosphere Transfer Scheme (BATS) to the inclusion of variable soil characteristics [J]. *J. Climate Appl. Meteor.*, 26: 341–362.
- 徐钟济. 1985. 蒙特卡罗方法 [M]. 上海: 上海科技出版社. Xu Zhongji. 1985. *The Method of Monte Carlo (in Chinese)* [M]. Shanghai: Shanghai Science and Technology Press.
- 杨惠连, 张涛. 1992. 误差理论与数据处理 [M]. 天津: 天津大学出版社, 8: 98–99. Yang Huilian, Zhang Tao. 1992. *Error Theory and Data Processing (in Chinese)* [M]. Tianjin: Tianjin University Press, 8: 98–99.
- 杨军. 1997. 导弹控制系统设计原理 [M]. 西安: 西北大学出版社. Yang Jun. 1997. *Principle of Missile Control System Designing (in Chinese)* [M]. Xi'an: Northwestern University Press.
- Yang Z L, Dickinson R E, Henderson-Sellers A, et al. 1995. Preliminary study of spin-up processes in land surface models with the first stage data of Project for Intercomparison of Land Surface Parameterization Schemes Phase 1 (a) [J]. *J. Geophys. Res.*, 100 (D8): 16553–16578.
- Zeng X, Shaikh M, Dai Y J, et al. 2002. Coupling the common land model to the NCAR community climate model [J]. *J. Climate*, 15: 1832–1854.
- 郑娟, 谢正辉, 戴永久, 等. 2009. 陆面过程模型 CoLM 与区域气候模式 RegCM3 的耦合及初步评估 [J]. *大气科学*, 33 (4): 737–750. Zheng Jing, Xie Zhenghui, Dai Yongjiu, et al. 2009. Coupling of the common land model (CoLM) with the regional climate model (RegCM3) and its preliminary validation [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 33 (4): 737–750.