

随机平衡设计傅里叶振幅敏感性分析方法和拓展傅里叶振幅敏感性分析方法在陆面过程模式敏感性分析中的应用探索

李红祺

Applications of random balance design Fourier amplitude sensitivity test and extended Fourier amplitude sensitivity test in the parameter sensitivity analysis of land surface process model

Li Hong-Qi

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 64, 069201 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.069201

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.069201>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I6>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

黄土高原地表能量平衡分量年际变化及其对气候波动的响应

Plateau surface energy balance components and interannual variability in response to climate fluctuations

物理学报.2014, 63(11): 119201 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.119201>

黄土高原区域气候暖干化对地表能量交换特征的影响

Warming and drying climate over Loess plateau area in China and its effect on land surface energy exchange

物理学报.2013, 62(13): 139202 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.62.139202>

半干旱草原下垫面动量和感热总体输送系数参数化关系研究

Bulk transfer coefficients of momentum and sensible heat over semiarid grassland surface and their parameterization scheme

物理学报.2013, 62(9): 099202 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.62.099202>

GPS/LEO掩星正则变换反演方法

Canonical transform method for GPS/LEO radio occultation

物理学报.2013, 62(7): 079201 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.62.079201>

梯度计算的集合变分方案及其在大气 Ekman 层湍流系数反演中的应用

Gradient calculation based ensemble variational method and its application to the inversion of the turbulent coefficient in atmospheric Ekman layer

物理学报.2013, 62(4): 049201 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.62.049201>

随机平衡设计傅里叶振幅敏感性分析方法和拓展傅里叶振幅敏感性分析方法在陆面过程模式敏感性分析中的应用探索*

李红祺†

(中国气象局国家气象中心数值预报中心, 北京 100083)

(2014年9月15日收到; 2014年10月21日收到修改稿)

探讨了随机平衡傅里叶振幅敏感性分析方法(RBD-FAST)和扩展傅里叶振幅敏感性分析方法(EFAST)在陆面过程模式参数敏感性研究中的应用. 试验中使用通用陆面过程模式(CoLM)和通榆退化草地2008年夏季观测资料, 针对陆气相互作用中重要的要素: 感热通量(SH)、潜热通量(LH)、地表温度(ST), 2 m气温(T2m)和2 m湿度(Q2m), 分析了11个参数(土深、1—5层黏土比率、孔隙度、最大露水厚度、50%植物根深、地表空气粗糙度和冠层下土壤拖曳系数)的敏感性大小. 结果表明, RBD-FAST和EFAST对参数的一阶敏感性检验结果较为一致且与之前的研究结果类似, EFAST方法还可以得到考虑了参数间相互作用的整体敏感性. RBD-FAST的优势主要表现为在极大地减少了计算消耗机的同时, 一次取样即可计算所有参数的一阶敏感性, 而EFAST的优势则在于通盘考虑了参数之间的相互影响, 可以得到更为合理的整体敏感性序列. 针对不同需求, 选择使用这两种敏感性分析方法, 有助于提高陆面过程模式参数化方案的改进效率.

关键词: 参数敏感性分析, 陆面过程模式, 随机平衡设计傅里叶振幅敏感性分析方法, 拓展傅里叶振幅敏感性分析方法

PACS: 92.60.Fm, 02.50.Fz

DOI: 10.7498/aps.64.069201

1 引言

陆面过程模式作为研究陆气相互作用和陆气间通量交换过程及其演化规律的重要工具, 采用了大量的参数化方案来描述复杂的陆面过程^[1-4], 而这些方案中的参数存在不确定性, 有些受制于测量手段不完善而导致观测得到的数值不可信, 有些则不能通过直接观测的方式得到具体数值, 只能通过经验、半经验的方法来估计^[5,6], 这就迫使我们采取观测以外的手段(如参数优化)来获取更为合理的参数取值. 但是面对结构复杂的陆面过程模式, 优化所有的参数是件耗时巨大而几乎不可能完成的

任务, 这需要根据不同的研究需求, 挑选出对模式输出影响较大的参数(也即进行参数敏感性检验), 进而有针对性地进行参数估计和率定.

参数敏感性分析的研究方法主要分为两类: 局部敏感性分析和全局敏感性分析^[7]. 前者(如单次因子法, 拉丁超立方体抽样-单次因子法等)在分析某个参数敏感性的时候, 设定一个参数值, 然后在这个参数值附近变动, 同时保持其余的参数不变, 通过模式输出的变化来衡量该参数的敏感性大小, 这种方法简单易行, 在陆面过程模式参数敏感性研究中已有应用^[8-10]. 但是该类方法需要保持其余参数值恒定不变, 将各个参数孤立起来, 并且参数取值也仅仅局限在参数空间的某些部分; 后者(如

* 国家青年自然科学基金(批准号: 41205078)和2014年度公益性行业(气象)科研专项(批准号: GYHY201406005)资助的课题.

† 通信作者. E-mail: leehqli@gmail.com

Regression method, Morris, 和方差分析方法等) 则同时变化所有的参数, 在同时考虑各个参数对模式输出的影响的同时, 参数取值也可以尽量地分布在整个参数空间.

傅里叶振幅敏感性分析^[11-18] (Fourier amplitude sensitivity test, FAST) 是一种经典的全局敏感性分析方法, 其理论来源于方差分析方法 (analysis of variance, ANOVA) 和傅里叶变换 (Fourier transform). FAST 通过计算指定参数造成的模式输出方差在整个模式方差中的贡献, 来计算参数的一阶敏感性, 其概念表达式为

$$\frac{\text{var}_x[E(Y|X)]}{\text{var}(Y)}, \quad (1)$$

其中 Y 为模式输出变量, X 表示待分析参数, $E(Y|X)$ 为指定 X 时 Y 的条件期望, var 为方差表达式, var_x 则指历遍整个 X 的取值范围.

FAST 方法提出之后一直沿用至今, 大量的实践证明了它在一阶敏感性分析方面优良的表现, 但是 FAST 方法有着两个不足之处: 1) FAST 方法需要的取样数 N_s 至少为^[19]

$$N_s = 2M\omega_{\max} + 1, \quad (2)$$

其中 M 为干扰因子 (一般取值为 4—6), ω_{\max} 为最大频率, 随着参数数目的提高, ω_{\max} 的取值也随之提高, 进而使得 N_s 变得非常巨大, 消耗大量的计算资源; 2) FAST 方法得到的是参数的一阶敏感性, 没有充分考虑参数之间的相互联系和相互作用, 最后得到的敏感性分析结果存在片面性.

RBD-FAST^[20] 方法在 FAST 的基础上, 引入了随机平衡设计 (random balance design) 的理念, 将所有的参数设置成相同的频率, 取样后做随机重组, 模式输出的结果根据上步重组的次序再做傅里叶分解 (FFT), 可以得到对应参数的一阶敏感性分析结果. RBD-FAST 的方法解决了各参数对应频率 ω_i 的设置问题, 使得 N_s 可以不依照 (2) 式来选取, 极大地减少了计算所需要的资源.

扩展的 FAST (EFAST)^[21] 方法在 FAST 的基础上致力于解决整体敏感性分析的问题. 通过对 ω_i 的合理设计, 每次试验可以得到一个参数的整体敏感性. EFAST 的方法得到的整体敏感性结果更加全面地考虑了参数之间的相互关系, 比一阶敏感性结果更为合理.

FAST, RBD-FAST 和 EFAST 方法的具体原理将在下一节中做较详细的说明.

2 敏感性分析方法介绍

2.1 FAST 方法

数值模式可以简单描述为 $y = f(X)$ 的形式, 其中 y 为模式输出, f 为模式算子, X 为输入参数, 且 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, n 为参数数量. 假设所有的输入参数可以构成一个单位立方体 (事实上所有参数的数值范围都可以通过线性放缩的方式限制到 $[0, 1]$ 之间):

$$K^n = (X|0 \leq x_i \leq 1; i = 1, 2, \dots, n). \quad (3)$$

假定输入参数 X 具有概率分布 $P(X) = P(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 则 y 的任意阶距可以表述为

$$\langle y^{(r)} \rangle = \int_{K^n} f^r(x_1, x_2, \dots, x_n) \times P(x_1, x_2, \dots, x_n) dX. \quad (4)$$

使用傅里叶分解, 可以将参数在 n 维空间的变化映射到一维空间, 若存在转换算子 G , 可以使得如下转换成立:

$$x_i(s) = G_i(\sin \omega_i s), \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (5)$$

其中 s 为取值在 $[-\infty, +\infty]$ 的标量, G_i 即转换算子, ω_i 为各参数对应的频率. 上式中的 G_i 可以根据需要做不同的选择^[19], 如:

$$x_i = \bar{x}_i e^{\bar{v}_i \sin \omega_i s} \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (6a)$$

$$x_i = \bar{x}_i (1 + \bar{v}_i \sin \omega_i s) \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (6b)$$

$$x_i = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \arcsin(\sin \omega_i s) \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (6c)$$

Saltelli 等^[19] 比较了不同 G_i 的表现, (6a) 式在取样的均匀性方面最为优异, 一般试验中所常用的转换算子也即 (6c) 式.

由正弦函数的特性可知, 对于任意正整数频率 ω_i , s 取值在 $[-\pi, \pi]$ 或 $[0, 2\pi]$ 即可表现出完整的周期性, 从而可将模式输出 y 展开成为傅里叶级数形式:

$$y = f(X) = f(x_1, x_2, \dots, x_n) = f(s) = \sum_{j=-\infty}^{j=+\infty} \{A_j \cos js + B_j \sin js\}. \quad (7)$$

相应的傅里叶系数 A_j 和 B_j 由定义可得

$$A_j = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(s) \cos js ds,$$

$$B_j = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(s) \sin js ds, \quad (8)$$

其中 j 为正整数频率 $j \in Z = \{1, 2, \dots, +\infty\}$, 对于数值模式, 我们可以通过离散均匀取样来得到傅里叶系数, 试验中可以对 S 做如下离散均匀取样:

$$\begin{aligned} S &= \{s_1, s_2, \dots, s_N\}, \\ s_j &= -\pi + \frac{\pi}{N} + \frac{2\pi}{N}(j-1) \\ j &= 1, 2, \dots, N, \end{aligned} \quad (9)$$

式中 N 为样本数, 通过 (6c) 和 (9) 式可以得到具有周期信息的参数样本. 定义傅里叶序列的模为 $A_j = 1/2(A_j^2 + B_j^2)(j \in Z)$, 那么对应每个参数 x_i 的方差 V_i 可以表述为

$$V_i = \sum_{p \in Z} A_{p\omega_i}, \quad (10)$$

其中 $p\omega_i \leq (N-1)/2$. 而傅里叶序列的全方差 V 可以表述为

$$V = \sum_{j \in Z} A_j. \quad (11)$$

对参数 x_i 的一阶敏感性 S_i 为

$$S_i = \frac{V_i}{V}. \quad (12)$$

从 FAST 的原理可以见, 在试验中使用 FAST 方法来评估参数的敏感性需要解决样本数 N_s 和频率 ω_i 的选取问题. 从傅里叶分解的原理可知, ω_i 的选择需要满足一个条件: 任意 ω_i 均不能是其他 ω_{-i} 的线性相加之和, 即满足

$$\sum_i^n r_i \omega_i \neq 0, \quad (13)$$

这个条件可以保证任意 ω_i 仅对应一个确定参数, 但是这个条件也使得 ω_i 的数值随着参数数量的增加而逐渐增大. 表 1 列举了几种不同参数数量下 ω_i 值的可能选择方案. 因此, 1) 根据 Cukier 等的计算, FAST 方法所需要的最低取样数为 N_s ((2) 式), 随着参数数目的增加, N_s 也随之大幅增加, 给 FAST 方法的实际使用带来巨大的计算消耗; 2) FAST 方法解决的是参数一阶敏感性问题, 忽略了参数之间相互影响和作用, 得到的敏感性结果并不全面.

表 1 参数数目、对应频率和样本数 ($N_s = 2M\omega_{\max} + 1, M = 4$)

参数数目 n	样本数 N_s	频率 ω_i
5	313	{11, 21, 27, 35, 39}
6	393	{1, 21, 31, 37, 45, 49}
7	697	{17, 39, 59, 69, 75, 83, 87}
8	1001	{23, 35, 77, 97, 107, 113, 121, 125}
9	1289	{19, 59, 91, 113, 133, 143, 149, 157, 161}
10	1641	{25, 63, 103, 135, 157, 177, 187, 193, 201, 205}
11	1977	{41, 67, 105, 145, 177, 199, 219, 229, 235, 243, 247}

2.2 RBD-FAST 方法

RBD-FAST 在 FAST 方法的基础上引入了 RBD [22] 的设计理念, 以此来解决 FAST 取样点过多. 计算消耗较大的问题. RBD-FAST 在设计 ω_i 取值时, 将所有的 ω_i 取值做一个相同的固定值, 然后通过随机置换 s_i 的次序, 得到乱序的 x_i , 进而得到乱序的模式输出 y^{N_s} , 将 y^{N_s} 按照参数 x_i 的原序重新排列后做 FFT, 按照 FAST 后续的流程, 即可得到参数 x_i 对应的一阶敏感性. 对不同的参数, 重新排序 y^{N_s} 即可, 不需要重复取样, 样本数的选取和 ω_i 的大小不再相关, 但样本数 N_s 需要是奇数 (样本数量的减少有可能给试验结果带来随机误差, 因此在试验时一般会多做几组不同的随机置换试验来检验结果的稳定性, 本文实验时重复了 10 次随

机置换试验). 具体的流程如图 1.

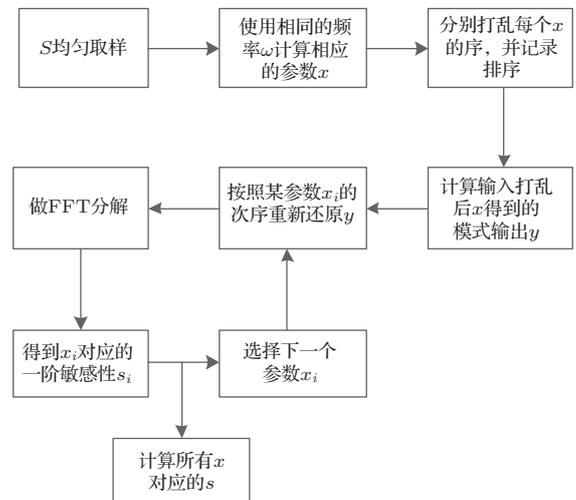


图 1 RBD-FAST 方法流程图

2.3 EFAST 方法

EFAST 则针对 FAST 方法仅能得到参数的一阶敏感性方面做了改进, 借鉴 sobol 方法^[23]的概念, 将整体方差 V 分为两部分 $V = V_i + V_{-i}$, 通过计算 V 和 V_{-i} 来得到 V_i , 再由 V_i 和 V 的比值得到参数的整体敏感性.

假设第 i 个参数 x_i 对应的频率为 ω_{\max} , 而将其他参数对应的频率设为等差数列 $\omega_{i'}, \max(\omega_{i'}) = \omega_i/2M$. 通过计算 $p\omega_{i'} (p \in Z = \{1, 2, \dots, \infty\}, p\omega_{i'} \leq 1/2\omega_{\max})$ 对应的幅度之和得到 V_{-i} , 则 x_i 对应的整体敏感性 $S_{Ti} = 1 - V_{-i}/V$. 而一阶敏感性可以沿用经典 FAST 方法得到.

3 试验设计

为了检验 RBD-FAST 和 EFAST 方法在陆面过程模式参数敏感性试验中应用的可行性和效果, 我们选用协同强化观测期 (CEOP) 陆面基准站——吉林通榆退化草地观测站 2008 年夏季 (6, 7, 8 三个月) 观测值作为模式输入的外强迫和初始值, 使用通用陆面过程模式^[24-26] (CoLM) 的输出变量: 感热通量 (SH)、潜热通量 (LH)、地表温度 (ST), 2 m 气温 (T2m) 和 2 m 湿度 (Q2m) 作为关注的模式输出要素, 分别使用 RBD-FAST 和 EFAST 分析 11 个参数 (土深、1—5 层黏土比率、孔隙度、最大露水厚度、50% 植物根深、地表空气粗糙度和冠层下土壤拖曳系数, 表 2) 的一阶敏感性和整体敏感性.

在陆面过程中, 土壤和覆盖在其上的植被是整个陆面过程问题的重要核心; 感热、潜热通量是陆面过程输送给大气底层、作用于大气的具体要素; 地表温度、2 m 温湿度则间接体现了陆面的性质. 因此衡量一个陆面过程模式的性能, 研究以上的要素是最为直观和恰当的. 土壤深度、孔隙度、地表空气粗糙度和黏土比率等表现了土壤和土层的性质, 与土壤内部水热传输息息相关, 最大露水厚度、根深、冠层下土壤拖曳系数则体现了植被的性质, 与植被作用下的通量传输联系紧密. 所以, 本文试验选取的模式输出足以表现陆面过程模式性能, 所选择的参数在改进陆面过程模式性能的工作中具有重要作用.

试验中为了方便对照两种方法单次试验都取样 2049 次. 由于 EFAST 每次仅能得到一个参数的结果, 所以 EFAST 的总取样数为 2049×11 . 另外,

为了验证 RBD-FAST 方法的稳定性, 我们重新置换重复计算 RBD-FAST 10 次. RBD-FAST 的频率 ω 固定为 23, EFAST 中的频率数设为: $\omega_{\max} = 256$, $\omega_{i'} = \{5, 8, 11, 14, 17, 20, 23, 26, 29, 32\}$.

表 2 输出参数和范围

参数名	参数描述	参数范围
1 depth_soil	土层深度	[8, 20]
2 sand_1	第一层黏土比例	[1, 100]
3 sand_2	第二层黏土比例	[1, 100]
4 sand_3	第三层黏土比例	[1, 100]
5 sand_4	第四层黏土比例	[1, 100]
6 sand_5	第五层黏土比例	[1, 100]
7 wimp	孔隙度	[0.005, 0.5]
8 dew_max	最大露水厚度	[0.01, 1]
9 d50 par	50% 根系深度	[11, 44]
10 zmpar	地表空气粗糙度	[0.0001, 0.1]
11 Csoil	冠层下土壤拖曳系数	[0.0004, 0.04]

4 试验结果分析与讨论

图 2 为 RBD-FAST 的结果. 图 2(a) 分别描绘了 11 个参数对应 5 个不同模式输出的参数敏感性分析结果, 所有 5 个模式输出对 7 号参数 wimp 的变化均有较高的反馈, 也即 wimp 在所关心的所有 5 个模式输出中均占有较高的敏感性. 具体到每个模式输出而言, 感热、潜热通量最为敏感的两个参数分别为 7 号参数 wimp 和 8 号参数 dew_max; 而地表温度和 2 m 湿度最为敏感的两个参数分别为 11 号参数 Csoil 和 7 号参数 wimp; 对于 2 m 温度而言, 11 号参数 Csoil, 7 号参数 wimp 和 8 号参数 dew_max 是其排列前三的敏感参数.

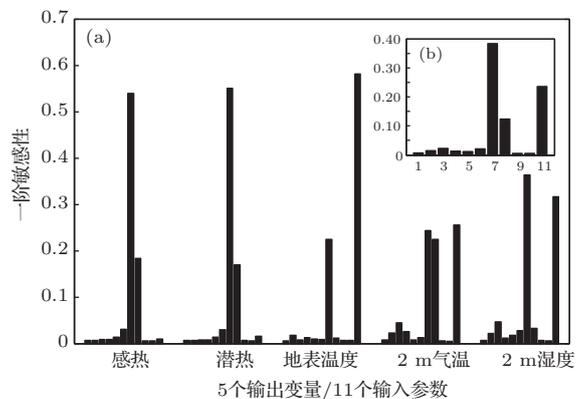


图 2 一阶敏感性结果 (a) 针对 5 个不同输出变量的参数敏感性; (b) 所有输出变量参数敏感性的均值

图2(b)是以相同权重综合了5个模式输出各自的参数敏感性分析情况,综合5个模式输出中11个参数的敏感性表现,试验所关心的5个模式输出对应最敏感的三个参数分别为wimp, csoil 和 dewmax, 这与前人的研究[10,21]的得到的结果相类似. 注意本文中仅考虑了前5层土壤的黏土比例.

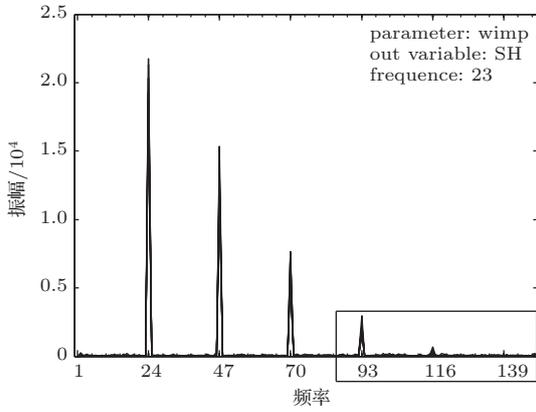


图3 wimp对应的模式输出频率谱

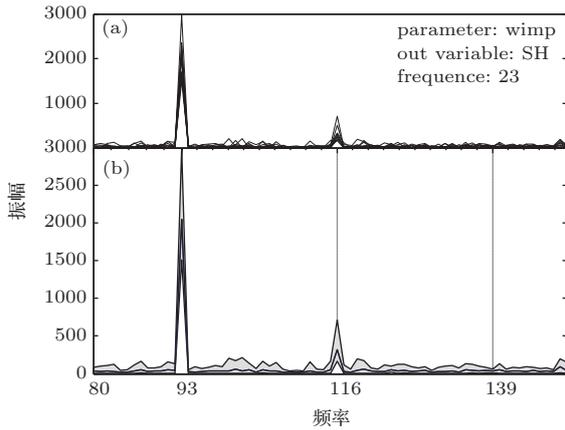


图4 图3中框选部分的模式输出频率谱(上为10次重复的集合,下为范围和均值)

对照RBD-FAST的概念描述,我们给出了参数wimp在模式输出感热通量SH一阶敏感性分析中FFT分解的频率谱图3和图4. 试验中选取不同的随机置换方式做了10次RBD-FAST试验,图3非常明显地描绘了频率 $\omega_i = 23$ 及倍数频率处的幅度分量集中情况,表明wimp的敏感性非常明显,且在频率大于116之后的振幅已经非常小,可以认为不再对敏感性结果造成影响. 这表明至少在wimp的敏感性分析的取样次数并不需要2049次,以图3的表现,200次就已经足够. 图4则放大了图3中框选的部分,上半部分为10次重复试验的频率谱,下半部分为10次重复试验频率谱图的范围

和均值,表明了10次重复试验均表现出相近的结果,证明RBD-FAST在这次试验中选取的频率和样本数是合适和充分的,取得的一阶敏感性结果稳定且正确可信.

图5(a)为EFAST试验得到的一阶敏感性结果,其中1, 9, 10三个参数的一阶敏感性非常小,而在重要敏感性参数的结果筛选方面得到了和RBD-FAST(图5(b))相同的结论,即wimp, csoil 和 dew_max为排序前三的重要敏感参数,这说明这两种方法得到的一阶敏感性排序是相近相似的,从另一个方面也证明了该结果的可信性.

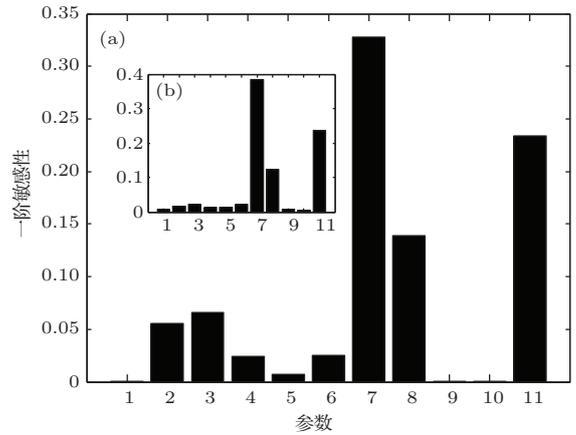


图5 (a) EFAST方法得到的一阶敏感性; (b) RBD-FAST方法得到一阶敏感性

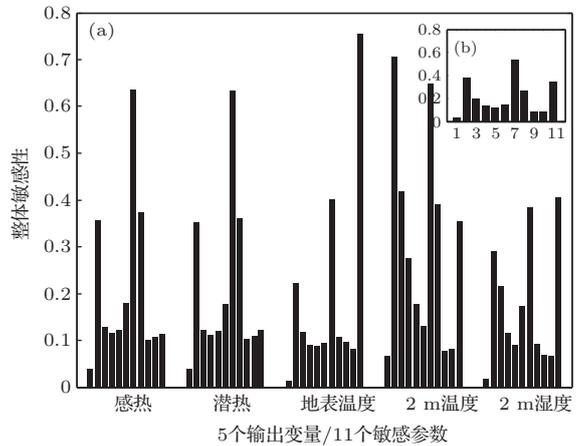


图6 EFAST方法得到的整体敏感性结果

图6给出EFAST方法得到的整体敏感性. 图6(a)为11个参数在5个模式输出变量下分别的整体敏感性,而图6(b)则是以相同权重综合了5个模式输出各自的参数敏感性分析情况之后的整体敏感性结果. 一阶敏感性结果中最为敏感的三个参数wimp, Csoil 和 dew_max在整体敏感性结果

中仍然占有较高的敏感性排位次序. 对比前文获得的一阶敏感性, 整体敏感性最大的差异在于前5层土壤中黏土比例这一系列参数的敏感性大为增加, 尤以第一层土壤中黏土比例的敏感性提高最多. 从土壤性质分析可知, 土壤中的黏土比例与空隙度、粗糙度等参数有着密切的联系, 参数之间相关性高, 存在明显的相互影响, 通过计算整体敏感性, 将参数间的内部联系体现了出来, 表明EFAST方法得到的整体敏感性更为全面可信.

5 结 论

本文将RBD-FAST和EFAST方法应用到陆面过程模式的参数敏感性研究, 使用通用CoLM和CEOP基准站——吉林通榆退化草地站的长期连续加强观测资料, 以感热通量(SH)、潜热通量(LH)、地表温度(ST), 2 m气温(T2m)和2 m湿度(Q2m) 5个模式输出作为关注目标, 分别检验了土深、1—5层黏土比率、孔隙度、最大露水厚度、50%植物根深、地表空气粗糙度和冠层下土壤拖曳系数等11个参数在对应5个模式输出的一阶、整体敏感性和平均一阶、整体敏感性. 试验结果表明, RBD-FAST和EFAST方法均能成功地分析出陆面过程模式中参数的一阶敏感性, RBD-FAST方法在试验要求和取样数限制方面优势明显, 而EFAST方法还能获得考虑了参数之间相互联系的整体敏感性, 且整体敏感性的结果相较一阶敏感性的结果更为全面和合理.

但在试验中也存在一些问题, 如RBD方法的结果中参数敏感性差距较大, 这可能是在随机置换阶段引入了随机误差造成的. 同样EFAST方法获得的一阶敏感性也存在差距明显较大的问题, 这应该是和频率的设置有关. 此外, EFAST方法获得更为合理的整体敏感性的代价是需要更多的计算机时, 这使得EFAST在大型复杂模式的敏感性分析试验中的应用较为困难, 这些都是在未来工作中有待解决和提高自己的地方.

感谢中国科学院大气物理研究所大气边界层物理和大气化学国家重点实验室(LAPC)刘辉志研究员和石立庆高工在通榆站资料提供上的大力支持.

参考文献

- [1] Sun S F 2005 *Biophysical and Biochemical Mechanisms and Their Parameterization in Context of Land Surface*

- Process* (Vol. 1) (Beijing: China Meteorological Press) pp1–20 (in Chinese) [孙菽芬 2005 陆面过程的物理、生化机理和参数化模型 (北京: 气象出版社) 第1—20页]
- [2] Batidas L A, Hogure T S, Sorooshian S, Gupta H V, Shuttleworth W J 2006 *J. Geophys. Res.: Atmos.* **111** D2101
- [3] Sun S F 2002 *Bimonthly of Xinjiang Meteorology* **25** 1 (in Chinese) [孙菽芬 2002 新疆气象 **25** 1]
- [4] Xue G Y, Zhou S Q, Sun Z B, Chen G Y, Yang Y C, Chen H M 2005 *Bull. Sci. Technol.* **21** 378 (in Chinese) [薛根元, 周锁栓, 孙照渤, 陈国勇, 杨煜灿, 陈红梅 2005 科技通报 **21** 378]
- [5] Wang Y P, Baldocchi D, Leunig R, Flage E, Vesala T 2006 *Global Change Biology* **12** 1
- [6] Park S J, Park S U, Ho C H 2010 *Terr. Atmos. Ocean. Sci.* **21** 5
- [7] Saltelli A, Ratto M, Andres T, Campolongo F, Cariboni J, Gatelli D, Saisana M, Tarantola S 2008 *Global Sensitivity Analysis the Primer* (Chichester: John Wiley & Sons, Ltd)
- [8] Li H Q, Guo W D, Sun G D, Zhang Y C, Fu C B 2011 *Adv. Atmos. Sci.* **28** 1056
- [9] Li H Q, Guo W D, Sun G D, Zhang Y C 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 019201 (in Chinese) [李红祺, 郭维栋, 孙国栋, 张耀存 2011 物理学报 **60** 019201]
- [10] Li H Q 2010 *Ph. D. Dissertation* (Nanjing: Nanjing University) (in Chinese) [李红祺 2010 博士学位论文 (南京: 南京大学大气科学学院)]
- [11] Saltelli A, Ratto M, Tarantola S, Campolongo F 2005 *Chem. Rev.* **105** 2811
- [12] Koda M, McRae G J, Seinfeld J H 1979 *Int. J. Chem. Kinet.* **11** 427
- [13] Cukier R I, Schaibly J H, Shuler K E 1975 *J. Chem. Phys.* **63** 1140
- [14] Cukier R I, Levine H B, Shuler K E 1978 *J. Comput. Phys.* **26** 1
- [15] Cukier R I, Levine H B, Shuler K E J 1977 *Phys. Chem.* **81** 2365
- [16] McRae G J, Tilden J W, Seinfeld J H 1982 *Comput. Chem. Eng.* **6** 15
- [17] Schaibly J H, Shuler K E 1973 *J. Chem. Phys.* **59** 3879
- [18] Cukier R I, Fortuin C M, Shuler K E, Petschek A G, Schaibly J H 1973 *J. Chem. Phys.* **59** 3873
- [19] Saltelli A, Tarantola S, Chan K P S 1999 *Technometrics* **41** 39
- [20] Xu C G, Gertner G Z 2008 *Reliab. Eng. Syst. Safety* **93** 1060
- [21] Wang J D, Guo W D, Li H Q 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 050202 (in Chinese) [王建栋, 郭维栋, 李红祺 2013 物理学报 **62** 050202]
- [22] Tarantola S, Gatelli D, Mara T A 2006 *Reliab. Eng. Syst. Safety* **91** 717
- [23] Sobol' I M 1993 *Math. Model. Comput. Exp.* **1** 407
- [24] Dai Y J, Zeng X B, Dickinson R E 2001 *Common. Land. Model. (Technical Documentation and User's Guide) User's Guide*
- [25] Dai Y J 2003 *Bull. Am. Meteorol. Soc.* **84** 1013
- [26] Dai Y J 2005 *The Common Land Model (CoLM) User's Guide*

Applications of random balance design Fourier amplitude sensitivity test and extended Fourier amplitude sensitivity test in the parameter sensitivity analysis of land surface process model*

Li Hong-Qi[†]

(Numerical Weather Prediction Center, China Meteorological Administration, Beijing 100081, China)

(Received 15 September 2014; revised manuscript received 21 October 2014)

Abstract

In this paper, we discuss the applications of random balance design Fourier amplitude sensitivity test (RBD-FAST) and extended Fourier amplitude sensitivity test (EFAST) in the parameter sensitivity analysis of land surface process model. We use the common land model and data of Tongyu station, which is a reference site of CEOP in the semi-arid regions, use five model outputs (sensible heat flux, latent heat flux, surface temperature, temperature of air at 2 m over surface, moisture of air at 2 m over surface) as focus output, and use 11 model parameter (soil depth, the soil proportion of 1–5 layers of soil, the porosity of soil, the max dew depth, the roughness of the air between surface and the canopy, and the drag coefficient under the canopy) as the parameters to be analyzed. After the 10 RBD-FAST experiments, we obtain the first-order sensitivity results, and we gain not only first-order sensitivity but also the total sensitivity after the EFAST experiment. The first-order results of two methods show their consistency. The RBD-FAST takes less computing time and is easy to implement, while the EFAST also has a more comprehensive and reasonable total sensitivity result. All results above illustrate the applications of both RBD-FAST and EFAST in the parameter sensitivity analysis of land surface model. Researchers can choose the suitable one to solve the different problems.

Keywords: sensitivity analysis, land surface process model, random balance design Fourier amplitude sensitivity test, extended Fourier amplitude sensitivity test

PACS: 92.60.Fm, 02.50.Fz

DOI: 10.7498/aps.64.069201

* Project supported by the Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 41205078) and the Special Scientific Research Fund of Meteorological Public Welfare Profession of China (Grant No. GYHY201406005).

[†] Corresponding author. E-mail: leehqli@gmail.com