



# 中亚热带人工针叶林 CO<sub>2</sub> 通量组分统计不确定性分析

刘敏<sup>①②④</sup>, 何洪林<sup>①\*</sup>, 于贵瑞<sup>①</sup>, 骆亦其<sup>③</sup>, 孙晓敏<sup>①</sup>, 王辉民<sup>①</sup>

① 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101;

② 中国科学院研究生院, 北京 100049;

③ 南京师范大学地理科学学院, 南京 210097;

④ Department of Botany and Microbiology, University of Oklahoma, 770 Van Vleet Oval, Norman, OK 73019, USA

\* 联系人, E-mail: [hhonglin@cern.ac.cn](mailto:hhonglin@cern.ac.cn)

收稿日期: 2008-01-21; 接受日期: 2008-05-15

国家自然科学基金项目(批准号: 30570347)、中国科学院创新团队国际合作伙伴计划(编号: CXTD-Z2005-1)和国家重点基础研究发展计划(编号: G2002CB412501)资助

**摘要** 以 ChinaFLUX 千烟洲中亚热带人工针叶林 2003~2005 年连续 3 a 涡度相关 CO<sub>2</sub> 通量观测数据为基础, 采用“单塔日变化法(Daily-differencing approach)”分析了 CO<sub>2</sub> 通量观测数据的随机误差, 研究比较了不同生态过程模型、不同参数优化方法对模型关键参数及 CO<sub>2</sub> 通量组分( $R_{eco}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$ )的影响, 并利用不确定性分析方法——自助法(Bootstrapping)系统地分析了生态过程参数和 CO<sub>2</sub> 通量组分的不确定性. 结果表明: (1) CO<sub>2</sub> 通量观测随机误差更多服从双边指数分布(Laplace 分布), 而不是高斯正态分布; (2) 不同参数优化方法获取的生态过程参数存在明显差异, 最大似然参数优化方法获取的参数结果不确定性低于普通最小二乘参数优化方法; (3) 最大似然参数优化方法与普通最小二乘参数优化方法模拟的  $R_{eco}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$  结果分别相差 12.18%(176.47 g C·m<sup>-2</sup>·a<sup>-1</sup>), 34.33%(79.175 g C·m<sup>-2</sup>·a<sup>-1</sup>), 5.4%(91.955 g C·m<sup>-2</sup>·a<sup>-1</sup>); 而 TW\_model 与 T\_model 模拟  $R_{eco}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$  结果分别相差 1.31%(17.825 g C·m<sup>-2</sup>·a<sup>-1</sup>), 2.1%(5.745 g C·m<sup>-2</sup>·a<sup>-1</sup>), 0.26%(4.28 g C·m<sup>-2</sup>·a<sup>-1</sup>). 这说明参数优化方法的选择对 CO<sub>2</sub> 通量的影响高于模型的选择, 因此选择适当的误差分布假设(参数优化方法)对 CO<sub>2</sub> 通量的确定和评价很重要; (4) 最大似然法参数优化方法获取结果的相对不确定性低于普通最小二乘法参数优化方法. 且 CO<sub>2</sub> 通量组分估计结果的不确定性随时间尺度变化, 时间尺度越大, CO<sub>2</sub> 通量的相对不确定性越小.  $R_{eco}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$  年尺度上的相对不确定性分别为 4%~8%, 7%~22%, 2%~4%.

**关键词**

CO<sub>2</sub> 通量组分

统计不确定性分析

自助法(Bootstrapping)

中亚热带人工针叶林  
千烟洲

生态系统碳收支是全球变化研究的重要科学问题之一, 陆地生态系统 CO<sub>2</sub> 交换研究对了解区域和全球碳收支具有重要意义<sup>[1]</sup>. 涡度相关法作为目前 CO<sub>2</sub> 交换研究中通量测定最直接的方法, 所测定的生态

系统 CO<sub>2</sub> 净交换量(Net ecosystem exchange,  $NEE$ )一方面不断地被生态模型同化, 另一方面数据同化方法也逐渐应用于通量数据插补及通量组分拆分<sup>[2,3]</sup>. 一般说来,  $NEE$  主要是总生态系统交换量(Gross eco-

system exchange, *GEE*)与生态系统呼吸(*Respiration*,  $R_{eco}$ )通量平衡的结果<sup>[4]</sup>. 为了预测生态系统碳收支变化, 需充分利用 $CO_2$  通量观测数据、 $CO_2$  通量组分及生态模型对生态系统过程进行模拟和验证<sup>[5,6]</sup>. 但由于观测数据及模拟技术等的原因, 模拟全球陆地生物圈和大气圈间 $CO_2$  交换存在很大的不确定性. 而随着陆地生态系统碳循环模型数据融合研究的不断发展, 通量数据的不确定性已和数据本身具有同样的价值, 如何量化和评价通量数据的不确定性、生态过程关键参数的不确定性、不同通量组分的不确定性, 已成为全球通量研究的前沿和热点, 是全球碳循环研究的重要内容之一<sup>[7]</sup>.

当前, 国际上已开展了一系列关于通量数据不确定性的研究. Hollinger等<sup>[6]</sup>采用“双塔重复采样法(Repeated sampling method)”研究了Howland森林站通量数据的不确定性, 首次指出通量数据的误差分布不是人们通常所理解的高斯分布, 而是双边指数(Laplace)分布, 提出了确定单塔通量观测数据随机误差的“单塔日变化法(Daily-differencing approach)”, 并考虑了不同误差分布对光合模型参数及 $NEE$ 组分的影响; Richardson等<sup>[7]</sup>同样以Howland森林站为研究对象, 采用蒙特卡罗方法, 比较了两种误差分布(高斯分布和双边指数分布)、两种参数优化方法(普通最小二乘法 and 最大似然法)对不同模型参数及呼吸组分的影响, 指出不同参数优化方法的选取所导致的结果不确定性要大于模型选取的不确定性, 同时作者也指出采用最大似然法进行参数优化可能存在争议, 并不一定适合所有的通量站点; Richardson等<sup>[8]</sup>采用“单塔日变化法”研究了美洲通量网(AmeriFLUX)典型森林、农田和草地生态系统观测数据的随机误差, 指出不同生态系统随机误差均服从双边指数分布, 并分析了随机误差与环境变量(风速、PPFD等)及通量大小的关系; Papale等<sup>[9]</sup>通过对欧洲通量网(EUROFLUX)8个站点12a的通量观测数据进行分析, 得出不同数据处理方法对 $NEE$ 及其不确定性具有重要影响; Falge等<sup>[10]</sup>研究比较了平均昼夜变化法(MDV)、非线性回归法和查找表三种数据插补方法对AmeriFlux和EUROFLUX不同站点 $NEE$ 年总量及其不确定性的影响, 发现不同插补方法结果差异不明显. Hui等<sup>[11]</sup>利用多重填补法(MI)对AmeriFlux三站

点进行了 $NEE$ 、潜热和显热通量缺失数据插补, 得出了3种通量的置信区间. Hagen等<sup>[12]</sup>对Howland站连续7年通量观测数据, 开展了 $GEE$ 的不确定性分析, 但只是比较了简单生态模型与人工神经网络模型的差异, 并没有进行多个生态模型引起的不确定性研究.

在中国, ChinaFLUX 的建立为研究中国陆地生态系统与大气之间 $CO_2$ 、 $H_2O$ 和能量交换提供了研究平台, 但目前还未系统地开展通量观测数据的不确定性分析研究. 如何量化和减少通量数据不确定性, 获取代表性数据是ChinaFLUX所面临的紧迫任务, 也是国际通量研究共同关注的重要科学问题. 本文以千烟洲亚热带人工针叶林2003~2005年连续3a观测数据为基础, 研究由于观测、模型、参数差异所导致的生态系统 $CO_2$ 通量组分( $R_{eco}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$ )及其统计不确定性, 比较了不同误差分布、不同生态过程模型、不同参数优化方法对生态过程参数和通量组分的影响, 并利用Bootstrapping方法系统地分析了生态过程关键参数和 $CO_2$ 通量的不确定性, 研究了不同时间尺度下 $CO_2$ 通量不确定性的变化趋势. 本研究是中国通量网首次进行的ChinaFLUX通量观测数据不确定性研究, 为正确评价中国通量网观测数据, 量化通量观测数据不确定性, 建立通量观测数据不确定性评价的方法体系, 构建中国碳循环模型数据融合系统提供技术支撑.

## 1 数据

### 1.1 站点概况

千烟洲人工针叶林通量观测站位于我国江西省泰和县中国生态系统研究网络千烟洲红壤丘陵农业综合开发实验站内(26°44'29.1"N, 115°03'29.2"E), 为典型亚热带季风气候. 微气象观测塔建立于2002年8月, 实验站现有林分大多是1985年前后营造的人工针叶林, 主要树种有马尾松(*Pinus massoniana*)、湿地松(*Pinus elliottii*)、杉木(*Cunninghamia lanceolata*), 此外还夹杂木荷、柑橘等, 平均树高为12m, 树龄多为20a左右. 根据1985~2002年本站地面气象观测数据统计, 站区年均气温为17.9℃, 年均降水量和蒸发量分别为1542.4和1110.3mm<sup>[13]</sup>.

## 1.2 数据采集和处理

本研究中利用的数据为采用涡度相关技术观测的生态系统水、碳、热通量及常规气象要素, 具体信息请参阅相关文献<sup>[13,14]</sup>. 在数据分析前, 应用 ChinaFLUX 通量观测数据处理系统<sup>1)</sup>对站点 3 倍冠层高度(39 m)开路系统(OPEC)2003~2005 年 CO<sub>2</sub> 通量观测数据进行了一系列数据订正和筛选处理, 具体包括: (1) 30 min 通量数据坐标轴旋转; (2) WPL (Webb-Pearman-Leuning)校正; (3) *NEE* 储存项计算; (4) 差分法异常值剔除<sup>[9]</sup>; (5) 夜间风速  $u^* > 0.2 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$  为标准进行夜间数据筛选<sup>[14]</sup>.

## 2 方法

通量数据不确定性通常包括观测引起的不确定性(简称观测不确定性)和模型参数差异引起的不确定性(简称模型不确定性)两部分. 观测不确定性可分为系统误差和随机误差<sup>[15]</sup>. 系统误差通常为整体偏差, 较难发现; 随机误差是由于不完全的谱响应或者湍流混合不均匀等引起, 相比系统误差易于用统计值量化<sup>[15]</sup>. 本研究中观测不确定性主要指随机误差. 模型不确定性是由于在应用模型对通量数据进行插补或通量组分拆分过程中, 人们关于模型选择、模型参数优化方法等至今都缺少统一的标准所导致<sup>[7]</sup>. 本文中 CO<sub>2</sub> 通量的统计不确定性主要考虑了不同随机误差分布、不同模型和不同参数优化方法导致的不确定性, 没有考虑系统误差和摩擦风速引起的不确定性. 系统地开展 CO<sub>2</sub> 通量统计不确定性研究, 通常需 4 方面的内容: (1) 通量数据观测随机误差分析; (2) 生态过程模型选择; (3) 模型参数优化方法选择; (4) 参数和通量组分不确定性分析.

### 2.1 通量数据观测随机误差分析

通量数据观测不确定性(随机误差)通常定义为平均时间内(如 30 min)高频数据的方差<sup>[7]</sup>. 当观测数据在相对独立和平稳情况下, 可以通过多次重复观测的变率来估计不确定性的标准偏差. 而通量由于受物候和气候的影响, 一般都处于不平稳状态, 因此人们尝试利用同一下垫面距离相近的双塔观测来满

足重复采样方法的假设<sup>[6]</sup>. Hollinger 等<sup>[6]</sup>利用美国 Howland 站同一时刻相邻 2 个通量塔(距离为 775 m)的观测数据, 采用双塔重复采样法模拟了 CO<sub>2</sub> 通量观测随机误差, 其结果与传统的微气象不确定性计算方法基本一致. 由于全球范围内处于同一下垫面且距离相近的双塔很少, Hollinger 等<sup>[6]</sup>提出了计算单塔观测数据随机误差的“单塔日变化法”, 其结果与双塔重复采样法相似, 略高 25%. 由于千烟洲试验站只有一个通量观测塔, 因此本研究采用“单塔日变化法”估算通量数据随机误差. 具体步骤包括: 以时间替代空间, 选取相邻两天同一时刻环境条件“相同”时 ( $\Delta \text{PPFD} \leq 75 \mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ ,  $\Delta \text{温度} \leq 3^\circ\text{C}$ ,  $\Delta \text{风速} \leq 1 \text{ m/s}$ ) 的数据作为有效观测对 ( $x_1, x_2$ ), 并用  $(x_1 - x_2) / \sqrt{2}$  表示观测随机误差. 通过计算随机误差的概率分布函数(PDF)和标准差等来表示通量数据观测的不确定性. 站点观测数据的随机误差(用标准差  $\sigma(\delta)$  表示)可通过方程(1)得到.

$$\sigma(\delta) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sigma(X_1 - X_2). \quad (1)$$

### 2.2 生态过程模型选择

通常总生态系统交换量(*GEE*)为净生态系统交换量(*NEE*)与生态系统呼吸(*R<sub>eco</sub>*)之差, 即

$$GEE = NEE - R_{eco}, \quad (2)$$

其中正的符号表示生态系统释放 CO<sub>2</sub> 进入大气, 负的符号表示生态系统从大气中吸收 CO<sub>2</sub>; 总生态系统交换量(*GEE*)与总生态系统生产力(*GPP*)绝对值相等符号正好相反, 即  $GEE = -GPP$ . 由于夜间没有光合作用发生, 所以夜间 *GEE* 为零, 观测得到的 *NEE* 即为生态系统呼吸. 当白天 *NEE* 观测数据有效时, *GEE* 为实测 *NEE* 与模拟 *R<sub>eco</sub>* 之差; 当白天 *NEE* 观测数据缺失时, 利用 *NEE* 模型及有效观测数据模拟缺失时刻 *NEE*, 此时 *GEE* 为模拟 *NEE* 与模拟 *R<sub>eco</sub>* 之差.

温度和土壤水分条件是控制生态系统呼吸的重要环境要素. 由于千烟洲雨热不同季, 森林生长可能受到水分胁迫, 因此本文中分别选取了温度响应的 Lloyd&Taylor 方程(方程(3))和温度水分响应的 *Q<sub>10</sub>* 模型描述生态系统呼吸, 在 *Q<sub>10</sub>* 模型中生态系统呼吸可

1) 李春, 何洪林, 刘敏, 等. ChinaFLUX CO<sub>2</sub> 通量数据处理系统的设计与应用. 地球信息科学



简单用 Van'tHoff 方程描述(方程(4))<sup>[16~18]</sup>.

$$R_{\text{eco}} = R_{\text{e,ref}} e^{\left( \frac{E_0}{T_{\text{ref}} - T_0} - \frac{1}{T_{\text{soil}} - T_0} \right)}, \quad (3)$$

$$R_{\text{eco}} = R_{\text{e,ref}} Q_{10}(S_w)^{\frac{(T_{\text{soil}} - T_{\text{ref}})}{10}}, \quad Q_{10}(S_w) = a + bS_w, \quad (4)$$

式中,  $R_{\text{eco}}$  是生态系统呼吸(单位:  $\mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ );  $R_{\text{e,ref}}$  是参考温度 ( $T_{\text{ref}}$ ) 下的生态系统呼吸(单位:  $\mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ );  $T_{\text{ref}}$  为参考温度(单位: K), 本文取 15 °C, 即 288.15 K;  $E_0$  是活动能量, 本文取 309 K;  $T_{\text{soil}}$  是土壤温度(单位: K), 本文取 5 cm 土壤温度;  $T_0$  是生态系统呼吸为零时的 5 cm 土壤温度(K);  $S_w$  是土壤表层含水量(单位:  $\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ );  $a$ ,  $b$  为试验参数, 当  $b$  为正时, 表示生态系统呼吸对温度的敏感性随水分的增加而增加.

$NEE$  对光合有效辐射(PPFD)的响应曲线一般符合直角双曲线方程, 其函数通常可以用 Michaelis-Menten 模型来表达<sup>[19,20]</sup>:

$$NEE = \frac{P_{\text{max}} \text{PPFD}}{K_m + \text{PPFD}} - R, \quad (5)$$

式中  $R$  表生态系统暗呼吸, 在文中分别用呼吸模型方程(3)和方程(4)替代, 从而产生计算  $NEE$  的两种模型. PPFD 是光合有效辐射即入射到冠层上的光合有效光量子通量密度(单位:  $\mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ );  $P_{\text{max}}$  是最大净光合速率(单位:  $\mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ );  $K_m$  是米氏常数, 其值为  $P_{\text{max}}/2$  时的 PPFD.

为了简便起见, 我们将生态系统呼吸基于温度的模型组合(方程(2), (3), (5))定义为  $T\_model$ , 生态系统呼吸基于水分和温度的模型组合(方程(2), (4), (5))定义为  $TW\_model$ .

### 2.3 模型参数优化方法选择

普通最小二乘法(Least Square Method, OLS)是多数研究人员采用的模型参数优化方法. 其优化准则是模拟值与实际值的残差平方和最小. 该方法简单, 即使在不了解所需优化参数和观测误差分布情况下仍能使用, 但精度不高. 最大似然法(Maximum likelihood method, 简称为 MLE)以数值出现的概率最大为准则, 其获得的最大似然估计参数具有不变性、有效性.

通常, 通量观测数据( $y_i$ )是“真实”模型拟合数据( $f(x_i)$ )与随机误差( $\Delta y_i$ )的综合. 普通最小二乘法方法

进行参数优化的前提是数据误差呈高斯正态分布<sup>[21]</sup>, 且方差同质, 其费用函数(Cost Function)表现为残差平方 (Least Square)和最小<sup>[21]</sup>((6)式). 需要指出的是, 当数据服从普通最小二乘法假设条件时, 普通最小二乘法估计结果与最小似然方法等价.

$$F_{C\_LS} = \sum_{i=1}^N \left( \frac{(y_i - y_{\text{pred}})}{\sigma_i} \right)^2, \quad (6)$$

但当随机误差呈现其他分布时, 残差平方和最小不再满足参数的无偏估计. 因此需要引进新的参数优化方法, 如最大似然法. 当随机误差呈现双边指数分布((7)式)时, 此种情况下参数估计的最大似然函数如(8)式所示.

$$f(x) = \frac{e^{-\frac{|x-\mu|}{\beta}}}{2\beta} \quad \sigma = \sqrt{2}\beta, \quad (7)$$

式中,  $\mu$  表示分布的位置参数,  $\beta$  是分布的尺度参数,  $\sigma$  为数据标准差.

$$\text{Prob}\{y_i - y_{\text{pred}}\} \sim \exp\left(-\left|\frac{y_i - y_{\text{pred}}}{\sigma_i}\right|\right), \quad (8)$$

式中,  $y_i$  为实测值,  $y_{\text{pred}}$  表示包含模型参数信息的数据预测估计值, 从这我们可以看出模型参数的最大似然估计是通过绝对偏差(Absolute deviation)的最小化获得, 而不是均方差的最小化, 其对应的费用函数如(9)式<sup>[22]</sup>所示:

$$F_{C\_AD} = \sum_{i=1}^N \left( \left| \frac{y_i - y_{\text{pred}}}{\sigma_i} \right| \right). \quad (9)$$

显然, MLE 参数估计必须已知随机误差  $\Delta y_i$  的分布或标准差  $\sigma$ . 一般人们采用模型拟合残差或者观测数据的随机误差近似表达  $\Delta y_i$ . 模型拟合残差包含了通量观测随机误差及模型拟合过程中的误差. 当仅考虑参数的不确定性, 人们采用观测数据的随机误差近似表达  $\Delta y_i$ ; 当观测数据的随机误差很难获取或综合考虑多种误差的影响时, 人们采用模型残差去表达  $\Delta y_i$ . 本研究中  $\Delta y_i$  用模型拟合残差  $\varepsilon$  近似表达.

为了真实表征生态系统过程, 本研究分别采用了 MLE 方法和 OLS 方法进行模型参数估计, 并假设误差方差同质. 其中呼吸模型的参数优化在年尺度上进行, 白天  $NEE$  模型参数优化在月尺度上进行.

### 2.4 参数和通量组分不确定性分析

与传统的对异方差和误差非正态分布的数据分

析方法相比,自助法(Bootstrapping)是一种对数据不确定性进行分析比较合理的方法<sup>[23]</sup>. 该方法本质是一种蒙特卡罗方法,通过对样本进行随机重采样得到Bootstrapping子样本,然后再进行统计量估计,是一种基于对经验数据及其相关估计的重复抽样来提高估计置信区间和临界值精度的统计方法<sup>[24]</sup>.

本研究中利用 Bootstrapping 方法分别对 4 种不同模型和参数优化组合(TW\_model 与 OLS 方法组合,简称 TW\_OLS; TW\_model 与 MLE 方法组合,简称 TW\_MLE; T\_model 与 OLS 方法组合,简称 T\_OLS; T\_model 与 MLE 方法组合,简称 TW\_OLS)进行不确定性分析,生态过程参数和 CO<sub>2</sub> 通量组分相对不确定性估计流程如图 1 所示,具体步骤如下:

(1) 利用选定的生态过程模型(T\_model 或 TW\_model)对确定时段内 30 min 有效数据进行拟合,并计算模型拟合残差(模型拟合值-实际观测值),同时将环境变量(如 5 cm 土壤温度)等分为多个区间(本文取 10 个区间),根据环境变量区间划分残差.

(2) 构造人工数据集: 利用(1)中获取的模型对有效数据进行模拟,将模型拟合值添加随机误差(利用 Bootstrapping 方法随机抽取对应温度区间的残差),生成新的人工数据集.

(3) 利用新构造的人工数据集重新拟合模型参数,对缺失数据进行预测.

(4) 重复(2), (3)*N* 次(文中 *N*=1000), 可得到模型参数及 30 min 缺失数据 *N* 个预测值, 计算预测值统计特征(如均值、方差等).

(5) 将 30 min 时间序列的有效观测数据与(4)中获取的缺失数据预测值组合, 得到 *N* 个完整的 30 min 通量组分时间序列数据, 30 min 时间序列数据累加可得到不同时间尺度(日、月、季度、年)的 *N* 个预测值.

本文定义相对不确定性(Relative uncertainty, 简称为 RU)为预测数据的 90%预测区间变幅(90%预测区间上限-90%预测区间下限)与预测均值之比.

$$RU = \frac{90\% \text{预测区间变幅}}{\text{预测均值}} \times 100\% . \quad (10)$$

### 3 结果与讨论

#### 3.1 通量观测数据的随机误差与模型残差

通过对千烟洲 2003~2005 连续 3a 数据进行分析, 利用“单塔日变化法”获得 4170 组有效观测数据对计算站点通量观测数据随机误差  $\delta$ ; 同时利用 T\_model(OLS 方法)计算模型拟合残差  $\epsilon$  (7549 个 *NEE* 数据). 通量数据随机观测误差  $\delta$  和模型拟合残差  $\epsilon$  的概率分布如图 2(a), (b) 所示, 两种分布均呈现尖峰厚尾的特征, 相比正态分布而言, 更服从双边指数分布, 其尖峰意味着小的误差出现概率高于正态分布, 而厚尾则意味着大的误差出现概率也高于正态分布, 这与 Howland 站及 AmeriFlux 其他通量塔的观测数据误差呈现相似的分布特征<sup>[8]</sup>. 其原因可能是: (1) 通量数据本身存在异方差性质, 其随机误差随通量的增大而增大, 同时较小通量出现的概率高于较大通量出现的概率, 从而导致通量的随机误差出现峰值; (2) 观测中发生的“突发”现象也导致通量随机误差呈非正态分布, 如仪器电源、灰尘或其他因素导致观测值远偏离正常值<sup>[6]</sup>. 通量数据随机误差的双边指数分布违背了 OLS 方法进行参数优化需要误差高斯分布且方差同质的假设. 因此, 从严格意义上来说 OLS 参数优化方法不适于通量数据的分析处理, 需引入一种新的参数优化方法(如 MLE 方法)对通量数据进行合理分析. 同时模型拟合残差  $\epsilon$  标准差为  $4.12 \mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ , 高于通量观测随机误差  $\delta$  的标准差  $3.59 \mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ ,

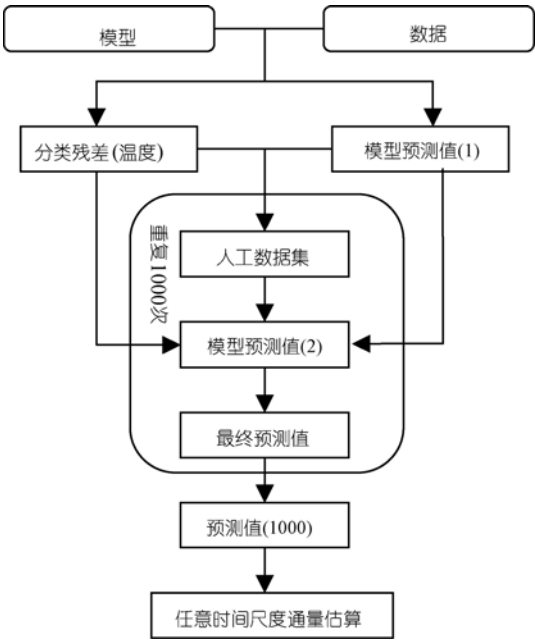


图 1 不确定性分析算法流程图

高出 12%, 说明观测误差引起的不确定性对通量数据不确定性具有重要影响.

3.2 模型参数及不确定性

本研究对 4 种模型参数优化方法组合进行模型参数优化, 得到模型参数及其不确定性估计. 呼吸模型参数及不确定性结果如表 1 所示. 考虑温度水分的 TW\_model 在两种参数优化方法下对数据拟合度都高于仅考虑温度的 T\_model, 这与千烟洲常年存在夏季干旱, 土壤水分对生态系统呼吸具有重要影响相符合, 特别是 2003 年异常干旱年<sup>[14]</sup>, TW\_model 拟合精度显著提高, 拟合度  $R^2$  由 0.40/0.41 提高至 0.47. 对于参考呼吸常数  $R_{e,ref}$ , 不同模型 MLE 方法的估计结果低于

OLS 方法估计结果, 平均约低  $0.3 \mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ , 表明当温度  $15^\circ\text{C}$  时 MLE 方法拟合得到的  $R_{eco}$  低于 OLS 方法得到的  $R_{eco}$ , 这与 Richardson 等<sup>[7]</sup>在 Howland 站的研究规律基本一致. 对于 TW\_model 中反映生态系统呼吸温度敏感性因子参数  $Q_{10}$ , 不同参数优化方法不同年份略有差别, 其中 2003 年和 2004 年 OLS 方法略高于 MLE 方法, 而 2005 年 MLE 方法高于 OLS 方法 (表 1), 但 3 a 中变化非常微小, 其变化范围在 0.01~0.1 之间, 该结论与 Richardson 等<sup>[7]</sup>在 Howland 站的规律存在差异, 差异原因有待进一步研究. 参考呼吸常数  $R_{e,ref}$  和温度敏感性因子参数  $Q_{10}$  的变化必然导致  $R_{eco}$  年总量的变化,  $R_{eco}$  年总量具体变化趋势及范围将在下面的章节讨论.

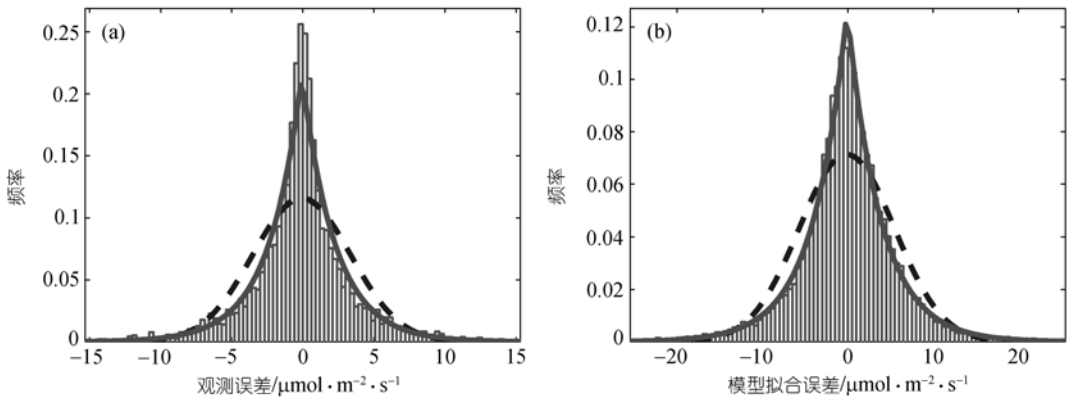


图 2 通量误差概率分布

(a) 通量观测随机误差分布; (b) 通量模型拟合残差分布. 实线表示双边指数分布, 虚线表示正态分布

表 1 2003~2005 年两种生态系统呼吸方程不同参数优化方法下参数及其不确定性估计

年份	Lloyd 和 Taylor 方程	OLS 方法	MLE 方法	Van't Hoff 方程	OLS 方法	MLE 方法
2003	$R_{e,ref}$	$2.81 \pm 0.09$	$2.51 \pm 0.04$	$R_{e,ref}$	$2.53 \pm 0.10$	$2.24 \pm 0.05$
	$T_0$	$215.29 \pm 2.00$	$220.98 \pm 0.98$	$a$	$-0.02 \pm 0.27$	$-0.01 \pm 0.18$
				$b$	$15.47 \pm 2.46$	$15.51 \pm 1.51$
				$Q_{10}$	$2.80 \pm 0.18$	$2.78 \pm 0.11$
	$R^2$	0.41	0.40	$R^2$	0.47	0.47
2004	$R_{e,ref}$	$2.88 \pm 0.11$	$2.46 \pm 0.06$	$R_{e,ref}$	$2.78 \pm 0.12$	$2.38 \pm 0.06$
	$T_0$	$229.22 \pm 2.04$	$229.91 \pm 1.50$	$a$	$1.38 \pm 0.40$	$1.82 \pm 0.32$
				$b$	$6.39 \pm 3.00$	$3.19 \pm 2.29$
				$Q_{10}$	$2.28 \pm 0.13$	$2.27 \pm 0.08$
	$R^2$	0.50	0.50	$R^2$	0.51	0.51
2005	$R_{e,ref}$	$2.80 \pm 0.07$	$2.40 \pm 0.04$	$R_{e,ref}$	$2.75 \pm 0.08$	$2.36 \pm 0.05$
	$T_0$	$224.19 \pm 1.71$	$225.87 \pm 1.08$	$a$	$1.33 \pm 0.21$	$1.18 \pm 0.17$
				$b$	$5.00 \pm 1.54$	$6.74 \pm 1.22$
				$Q_{10}$	$2.16 \pm 0.09$	$2.26 \pm 0.07$
	$R^2$	0.49	0.49	$R^2$	0.50	0.49

由于白天光合参数  $P_{\max}$  与  $K_m$  是在月尺度上进行拟合, 因此可获得随月份而发生变化的参数  $P_{\max}$  和  $K_m$  及不确定性. 以 2004 年  $P_{\max}$  和  $K_m$  年均值为例(表 2), 不同呼吸模型的选择对光合参数有一定的影响, MLE 方法获取的  $P_{\max}$  低于 OLS 方法的结果, 而  $K_m$  则相反. 其中, 同一参数优化方法不同呼吸模型获取的  $P_{\max}$  仅相差  $0.3\sim 0.5\ \mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ ,  $K_m$  相差  $14\sim 19\ \mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ , 而同一种模型不同参数优化方法获取的  $P_{\max}$  相差  $1.5\ \mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ ,  $K_m$  相差  $27\ \mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ , 这表明参数优化方法的选择对光合参数的影响高于模型的选择.

利用 Bootstrapping 方法估计模型参数不确定性, 可得到不同参数优化方法下模型参数( $R_{e,\text{ref}}$ ,  $T_0$ ,  $Q_{10}$ ,  $P_{\max}$ ,  $K_m$ )估计值及其分布(图 3), 同时对模型参数分布进行 Kolmogorov-Smirnov 正态分布检验(表 3), 结果表明模型参数估计都基本服从正态分布. 同一参数优化方法, 不同模型获取的参数不确定性大小基本一致; 同一模型不同参数优化方法下, MLE 方法获得的参数相对不确定性明显低于 OLS 法获得的参数不确定性, 其中  $R_{e,\text{ref}}$  约低 0.05%,  $Q_{10}$  约低 0.02%,  $P_{\max}$  约低 1.2%~1.3%,  $K_m$  约低 53%~60%.

3.3 CO<sub>2</sub> 通量组分估计及不确定性

$R_{\text{eco}}$  和  $NEE$  的模拟结果决定了  $GEE$  总量及变化规律. 根据不同的生态系统模型, 计算 30 min 时间序列的生态系统  $R_{\text{eco}}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$ , 将 30 min 数据累加得到年尺度生态系统  $R_{\text{eco}}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$ . 利用 Bootstr-

apping 方法进行 1000 次模拟, 分别获得 1000 个生态系统  $R_{\text{eco}}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$  值, 从而计算三种通量组分的不确定性大小. 在不同模型和参数优化下  $R_{\text{eco}}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$  三种通量组分结果及其不确定性大小如表 4 所示.

由于通量数据观测误差、模型选取及模型拟合误差等的原因, 生态系统通量组分无法用一个很准确的“真值”来描述, 我们可以认为不确定性分析方法得到的预测区间内的估计值为有意义或接近“真值”的值. 3 年内  $R_{\text{eco}}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$  年总量的变化范围分别为  $1213.77\sim 1550.68$ ,  $-197.85\sim -361.26$ ,  $-1487.42\sim -1813.02\ \text{g C}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$ , 与刘允芬等<sup>[14]</sup>研究结论基本一致. 其中 2004 年  $R_{\text{eco}}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$  都高于 2003 年和 2005 年, 其主要原因是由于 2003 年千烟洲生态系统受到干旱的影响, 2005 年千烟洲阴天较多, 光合有效辐射 PPFD 低于常年, 导致了生态系统碳吸收能力异于常年.

对于 2003~2005 年的  $R_{\text{eco}}$  年总量来说, 同一呼吸模型, MLE 方法的模拟  $R_{\text{eco}}$  均低于 OLS 方法, 其中 TW\_model 三年相差均值为  $175.13\ \text{g C}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$ , T\_model 相差  $177.81\ \text{g C}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$ , 这与 3.2 中呼吸参数变化结果一致; 对于不同模型, MLE 方法  $R_{\text{eco}}$  年总量的差异为  $9.73\ \text{g C}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$ , 而 OLS 方法差异为  $25.92\ \text{g C}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$ , 远低于不同参数优化方法导致的差异, 说明参数优化方法的选择对  $R_{\text{eco}}$  年总量的影响远高于模型选择的影响. 无论采用 MLE 方法或 OLS 方法, 2003 年 T\_model 的  $R_{\text{eco}}$  均高于 TW\_model, 而

表 2 四种模型参数优化方法组合下 Michaelis-Menten 方程  $P_{\max}$ ,  $K_m$  年值及其不确定性

模型参数	TW_OLS	TW_MLE	T_OLS	T_MLE
$P_{\max}$	$25.66\pm 3.53$	$24.21\pm 2.37$	$26.04\pm 3.71$	$24.53\pm 2.45$
$P_{\max\_RU}/\%$	32	22	31	22
$K_m$	$661.72\pm 195.477$	$688.52\pm 142.93$	$680.57\pm 206.64$	$704.82\pm 146.73$
$K_{m\_RU}/\%$	68	44	67	45

表 3 2004 年呼吸参数及 2004 年 8 月光合参数 Kolmogorov-Smirnov 正态性分布检验 P 值<sup>a)</sup>

模型参数	TW_OLS	TW_MLE	模型参数	T_OLS	T_MLE
$R_{e,\text{ref}}$	0.5435	0.0224	$R_{e,\text{ref}}$	0.9044	0.008
$a$	0.9985	0.9416	$T_0$	0.8431	0.0001
$b$	0.7239	0.8021			
$Q_{10}$	0.5009	0.6497			
$P_{\max}$	0.2925	0.0331	$P_{\max}$	0.2354	0.3976
$K_m$	0.2276	0.0732	$K_m$	0.2707	0.549

a) 显著水平=0.05

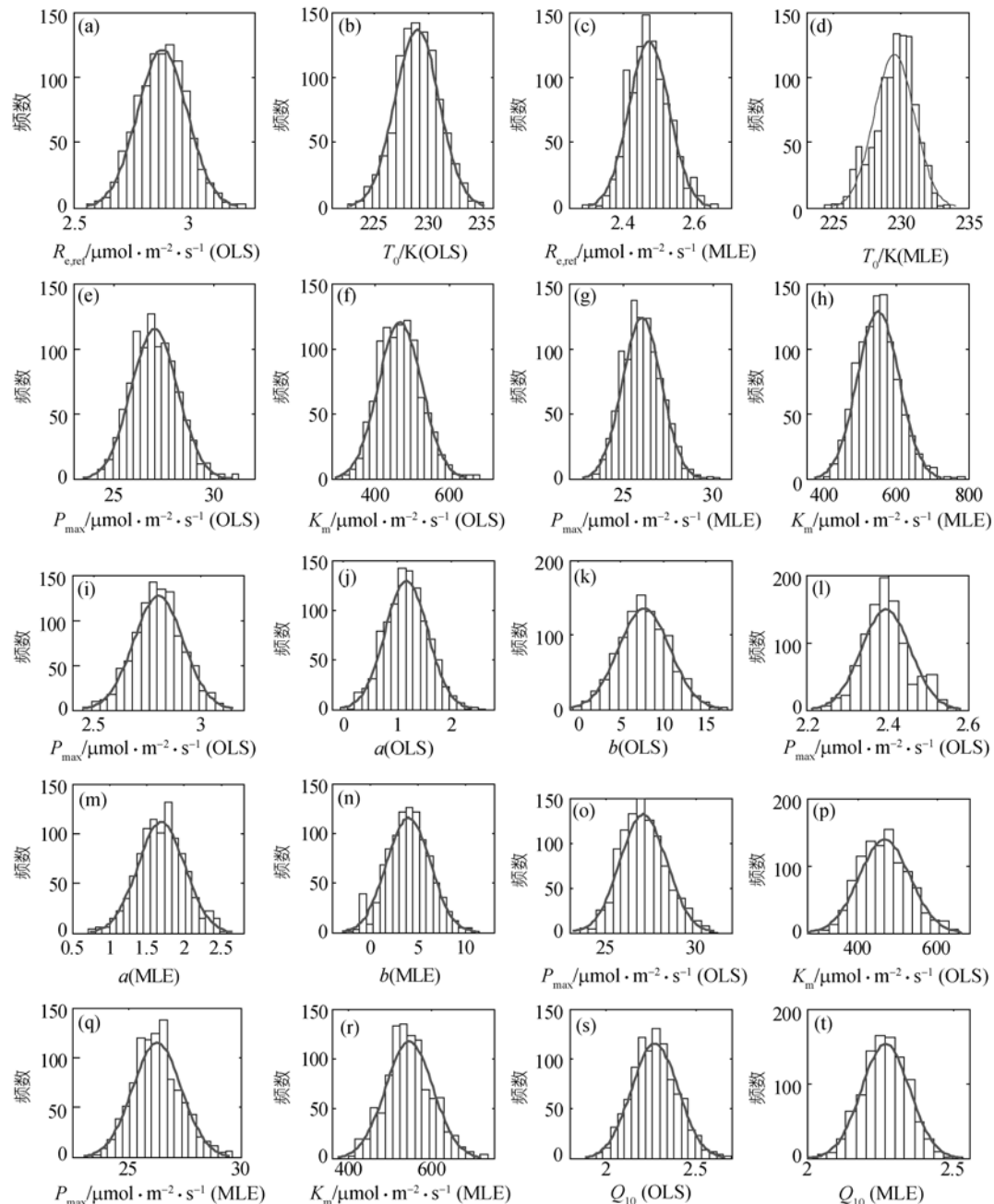


图3 模型参数估算结果及分布

(a)~(h)  $T\_model$  模型参数; (i)~(t)  $TW\_model$  模型参数. 其中实线表示正态分布曲线, OLS 表示普通最小二乘法参数拟合结果, MLE 表示最大似然法参数拟合结果; 呼吸参数( $R_{e,ref}$ ,  $T_0$ ,  $a$ ,  $b$ ,  $Q_{10}$ )以 2004 年为例, 光合参数( $P_{max}$ ,  $K_m$ )以 2004 年 8 月为例

在 2004 年和 2005 年  $T\_model$  模拟  $R_{eco}$  都低于  $TW\_model$ , 表明在水分匮乏的情况下,  $T\_model$  高估了生态系统呼吸.

对于 2003~2005 年的  $NEE$  年总量来说,  $NEE$  与  $R_{eco}$  呈现相反的变化规律. 对于同一  $NEE$  模型, MLE

方法模拟的  $NEE$  均高于 OLS 方法, 3 a 平均相差  $76.7 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ ; 而对于同一参数优化方法, 不同模型的差异均值为  $20 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ , 说明参数优化方法对  $NEE$  年总量的影响也高于模型选择的影响.

对于 2003~2005 的  $GEE$  年总量来说, 其变化规



表 4 不同模型参数优化方法组合  $R_{eco}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$  年总量及相对不确定性估计

年份	通量组分/ $\text{g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$	TW_OLS	TW_MLE	T_OLS	T_MLE
2003	$R_{eco}$	1391.79±43.29	1245.51±29.32	1427.15±44.31	1252.57±27.05
	RU/%	6.22	4.71	6.21	4.32
	$NEE$	-255.03±19.87	-315.54±12.24	-212.50±20.31	-295.91±11.86
	RU/%	15.58	7.76	19.11	8.02
	$GEE$	-1646.82±15.66	-1561.05±10.78	-1639.65±15.44	-1548.49±9.65
	RU/%	3.14	2.27	3.07	2.05
2004	$R_{eco}$	1550.68±59.43	1331.86±42.22	1520.72±57.24	1319.05±39.34
	RU/%	7.67	6.34	7.53	5.96
	$NEE$	-262.33±37.54	-361.26±18.14	-274.49±26.63	-365.94±16.46
	RU/%	21.00	10.04	19.41	9.00
	$GEE$	-1813.02±21.06	-1693.12±15.13	-1795.22±19.35	-1684.99±14.04
	RU/%	3.81	2.87	3.56	2.76
2005	$R_{eco}$	1383.39±40.20	1223.09±28.60	1370.95±41.63	1213.77±29.25
	RU/%	5.81	4.68	6.07	4.82
	$NEE$	-197.85±18.70	-268.50±12.88	-203.51±18.55	-273.65±12.89
	RU/%	18.90	9.60	18.24	9.42
	$GEE$	-1581.23±14.17	-1491.59±10.07	-1574.46±14.07	-1487.42±10.14
	RU/%	2.92	2.19	2.94	2.25

律  $R_{eco}$  与基本一致, 即 MLE 方法模拟的  $GEE$  年总量均低于 OLS 方法. 对于不同参数优化方法, TW\_model 模拟  $GEE$  结果相差  $87.77 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ , T\_model 相差  $96.14 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ ; 对于不同模型, MLE 方法模拟  $GEE$  相差  $6.21 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ , 而 OLS 方法相差  $12.35 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ , 说明参数优化方法对  $GEE$  年总量的影响同样高于模型选择的影响. 由于  $GEE$  表示为  $NEE$  与  $R_{eco}$  之差, 而呼吸模型和参数优化所引起的变异性远大于  $NEE$  的变异性, 因而导致了  $GEE$  的变化规律与  $R_{eco}$  基本一致.

OLS方法与MLE方法引起的三种通量组分的结果差异可理解为其优化标准的不同. 从数学上来说, OLS方法残差平方和最小准则是偏差的平方, 选用残差平方和最小准则放大了一些没有生态学意义的较大异常值对结果的影响<sup>[6]</sup>. 因此, 在参数优化过程中, 采用MLE方法绝对偏差最小准则, 使得没有生态学意义的异常值对参数优化影响的权重减少, 同时, 也减少了异常值对计算通量组分年总量的影响, 从而导致了参数和通量模拟的结果的不同.

OLS方法相对MLE方法 $R_{eco}$ 高估,  $NEE$ 低估, 这与Richardson等<sup>[7]</sup>结论基本一致, 参数优化方法的选择对 3 种通量组分模拟结果的影响均高于模型选择的影响. 其中, 参数优化方法的不同对 $R_{eco}$ 年总量的

影响远大于对年 $NEE$ 总量的影响. 其原因可能是夜间通量数据的缺失率为 60%~70%, 绝大部分呼吸需利用模型预测得到; 而白天 $NEE$ 的缺失率约为 20%~30%, 需模型预测的 $NEE$ 相对较少, 从而导致优化方法对呼吸的影响远大于对 $NEE$ 的影响.  $R_{eco}$ 年总量差异达到  $175.13 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ , 在数量上与摩擦风速 $u^*$ 的选择对的 $R_{eco}$ 年总量差异具有可比性(张雷明<sup>[25]</sup> $R_{eco}$ 年总量在 $u^*$ 取 0.1~0.25 m/s时差异达到  $105\sim 220 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ ), 因此必须给以充分的重视.

通过Bootstrapping方法进行不确定性分析, 不同通量组分在不同时间尺度上基本都服从正态分布(图 4, 篇幅所限仅给出 $GEE$ 概率分布).  $R_{eco}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$ 的年尺度不确定性大小分别为 $\pm 27\sim 60$ ,  $\pm 10\sim 40$ ,  $\pm 12\sim 25 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ ; 相对不确定性分别为 4%~10%, 7%~20%, 2%~3%. 其中 $NEE$ 的不确定性大小与国际上其他研究者所计算的不确定性大小基本在同一数量级内(Richardson等<sup>[8]</sup>计算 $NEE$ 不确定性大小为 $\pm 25 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ ; Morgenstern等<sup>[26]</sup>结果为 $\pm 30 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ ; Griffis等<sup>[27]</sup>为 $\pm 20\sim 150 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ ; Baldocchi等<sup>[28]</sup>结果为 $\pm 50 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ ; Lee等<sup>[29]</sup>为 $\pm 40 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ ; Gouldem等<sup>[30]</sup>结果为 $-30\sim +80 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ ), 其差异原因可能是由于不确定性计算方法不一致.  $R_{eco}$ 的不确定性大于 $NEE$ 不确定性, 导致 $GEE$ 的不确定性的

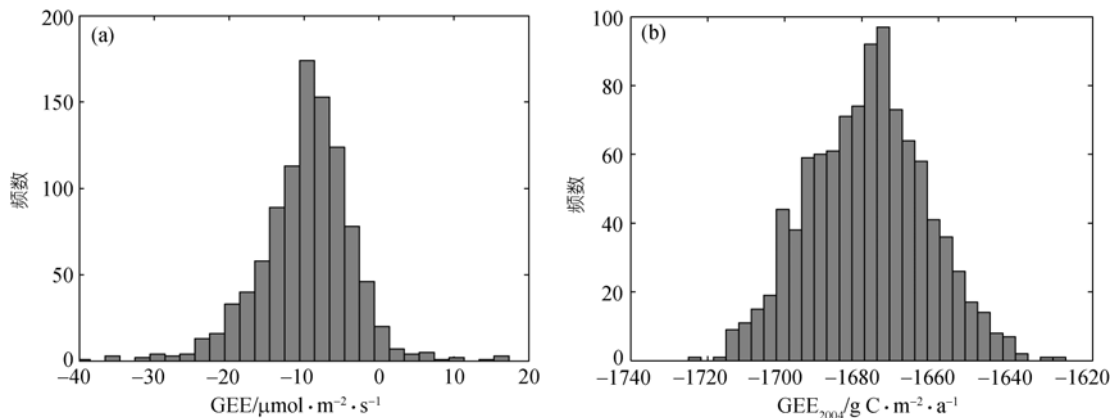


图 4 不同时间尺度 GEE 结果分布(T\_OLS)

(a) 半小时时间尺度, 2004 年 7 月 13 日 14: 30; (b) 年尺度, 2004 年

可能主要来源于  $R_{eco}$  的不确定性.  $GEE$  和  $R_{eco}$  的通量在数量上呈现一个较大的值, 而  $NEE$  相对较小, 从而  $NEE$  相对不确定性高于  $GEE$  和  $R_{eco}$  的相对不确定性.

不同模型和参数优化方法对  $R_{eco}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$  的不确定性大小有显著影响, 同一参数优化方法, 模拟结果的不确定性大小并没有因模型的差异而有显著区别; 但不同的参数优化方法, 无论对于何种通量组分, MLE 方法的不确定性均低于 OLS 方法的不确定性: 3 a 中 MLE 方法获取的  $R_{eco}$  不确定性大小约低  $15.05 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ , 相对不确定性由 6.58% 减少至 6.13%;  $NEE$  不确定性大小比 OLS 方法低  $9.52 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ , 相对不确定性由 18.7% 减少至 8.97%;  $GEE$  约低  $4.99 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$  相对不确定性由 3.24% 减少至 2.39%. 这与 MLE 方法减少了异常值的影响原理一致.

### 3.4 不同时间尺度不确定性估计及比较

通过对数据结果进行分析, 计算了不同年份不同时间尺度  $\text{CO}_2$  通量组分的相对不确定性(图 5), 这是一种统计上的不确定性. 2003~2005 年  $\text{CO}_2$  通量相对不确定性随时间变化的趋势基本一致, 都呈现出随着时间尺度增大而降低的趋势,  $R_{eco}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$  年尺度上的相对不确定性分别为 4%~8%, 7%~22%, 2%~4%, 而半小时尺度上的相对不确定性分别为 13%~18%, 70%~115%, 8%~13%, 可能原因是随着数据样本数量的增大和累加, 相对平滑了数据样本中异常点的分布, 从而导致不确定性逐渐减小; 其中

$R_{eco}$  和  $GEE$  不同时间尺度趋势类似, 而  $NEE$  相对不确定性明显高于  $R_{eco}$  和  $GEE$ , 其可能的原因是  $NEE$  绝大部分为实际观测数据, 变异较大, 而  $R_{eco}$  和  $GEE$  则是模型拟合数据, 相对比较平稳. 同时, TW\_model 结果相对不确定性普遍高于 T\_model 结果不确定性, OLS 方法参数估计结果相对不确定性要高于 MLE 方法, 相应都高出 2% 左右, 此结论与参数和通量组分不确定性分析结果一致.

## 4 结论

本研究比较分析了千烟洲中亚热带人工针叶林由于观测、模型、参数差异所导致的  $\text{CO}_2$  通量组分 ( $R_{eco}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$ ) 及统计不确定性的变化, 并利用 Bootstrapping 方法分析了生态过程关键参数和  $\text{CO}_2$  通量组分的不确定性, 结果表明:

(1) 千烟洲站 2003~2005 年通量数据观测误差及模型拟合残差分布都呈现尖峰厚尾的特征, 更多地服从于双边指数分布(Laplace), 而不是高斯正态分布, 这违背了普通最小二乘法(OLS)参数优化需要误差高斯分布且方差同质的假设, 因此需要引入一种新的参数优化方法(如最大似然法, MLE)对通量数据进行科学合理的分析.

(2) 通过利用普通最小二乘法和最大似然法对分别两组生态过程模型(T\_model 和 TW\_model)进行模型参数拟合, 结果表明最大似然法获取的参考呼吸常数( $R_{e,ref}$ )、呼吸温度敏感性因子参数( $Q_{10}$ )、最大净

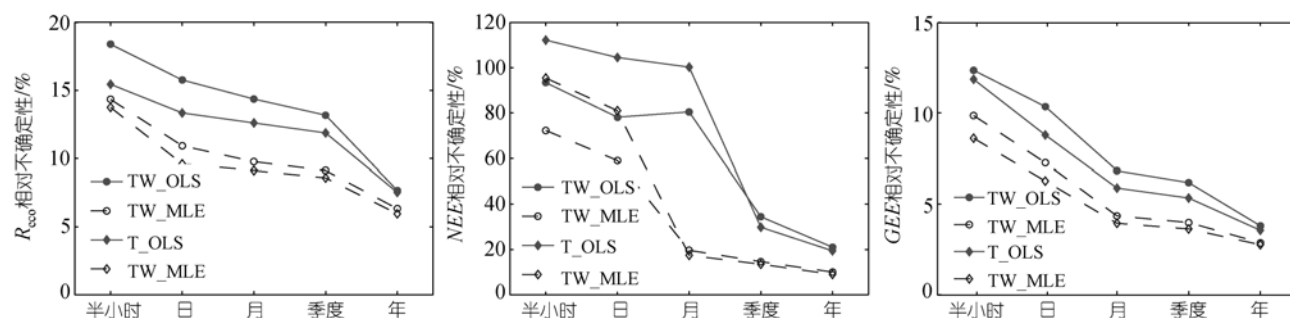


图5 3种通量组分不同时间尺度相对不确定性估计

光合速率参数( $P_{\max}$ )都低于普通最小二乘法拟合结果。

(3) 最大似然法参数优化方法与普通最小二乘法参数优化方法模拟  $R_{\text{eco}}$ ,  $NEE$  及  $GEE$  结果分别相差 176.47, 79.175, 91.955  $\text{g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ ; 而两组生态模型 TW\_model 与 T\_model 模拟  $R_{\text{eco}}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$  结果相差 17.825, 5.745, 4.28  $\text{g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ , 说明参数优化方法对 CO<sub>2</sub> 通量的影响高于模型选择的影响, 因此选择适当的误差分布假设(参数优化方法)对 CO<sub>2</sub> 通量的确定和评价很重要。

(4) 通过利用 Bootstrapping 方法对 CO<sub>2</sub> 通量组分不确定性进行分析, 不同模型参数及通量组分都比较好的服从正态分布。对于同一模型, MLE 方法得出结果不确定性(相对不确定性及不确定性大小)均低于 OLS 方法, 对于同一参数优化方法, TW\_model 结果

不确定性均低于 T\_model。CO<sub>2</sub> 通量组分估计结果不确定性随时间尺度的变化而变化, 时间尺度越大, CO<sub>2</sub> 通量相对不确定性越小,  $R_{\text{eco}}$ ,  $NEE$ ,  $GEE$  年尺度上的相对不确定性分别为 4%~8%, 7%~22%, 2%~4%。

(5) 本研究实验站点是中亚热带干烟洲试验站, 其空间代表性很有限。同时由于通量观测涡度相关技术及通量数据本身的复杂性, 通量观测误差分布的物理机制还需进一步探讨和明确。今后研究的重点将是 CO<sub>2</sub> 通量观测随机误差物理机制的探讨, 利用更多不同的模型方法对通量数据进行不确定性分析, 研究如何采取有效的方法来减少 CO<sub>2</sub> 通量观测观测和预测的不确定性, 尽可能真实地反映生态系统——大气碳交换状况, 而解答这些问题还需加强不同植被类型的多站点长期观测数据的分析研究。

**致谢** 感谢中国生态研究网络(CERN)干烟洲实验站为本研究提供了大量观测数据。

## 参考文献

- 1 于贵瑞, 牛栋, 王秋凤.《联合国气候变化框架公约》谈判中的焦点问题. 资源科学, 2001, 23(6): 10—16
- 2 Dixon D K, Brown S, Houghton R A, et al. Carbon pools and flux of global forest ecosystem. Science, 1994, 263: 185—190[DOI]
- 3 Jarvis A J, Stauch V J, Schulz K, et al. The seasonal temperature dependency of photosynthesis and respiration in two deciduous forests. Global Change Biol, 2004, 10(6): 939—950[DOI]
- 4 Gove, J H, Hollinger D Y. Application of a dual unscented Kalman filter for simultaneous state and parameter estimation in problems of surface-atmosphere exchange. J Geophys Res, 2006, 111: D08S07[DOI]
- 5 Raupach M R, Rayner P J, Barrett D J, et al. Model-data synthesis in terrestrial carbon observation: methods, data requirements and data uncertainty specifications. Global Change Biol, 2005, 11: 378—397[DOI]
- 6 Hollinger D Y, Richardson A D. Uncertainty in eddy covariance measurements and its application to physiological models. Tree Physiol, 2005, 25: 873—885
- 7 Richardson A D, Hollinger D Y. Statistical modeling of ecosystem respiration using eddy covariance data: maximum likelihood parameter estimation, and Monte Carlo simulation of model and parameter uncertainty, applied to three simple models. Agri For Meteorol, 2005, 131: 191—208[DOI]

- 8 Richardson A D, Hollinger D Y, George G, et al. A multi-site analysis of random error in tower-based measurements of carbon and energy fluxes. *Agri For Meteorol*, 2006, 136: 1—18[DOI]
- 9 Papale D, Reichstein M, Canfora E, et al. Towards a more harmonized processing of eddy covariance CO<sub>2</sub> fluxes: algorithms and uncertainty estimation. *Biogeosciences Discuss*, 2006, 3: 961—992
- 10 Falge E, Baldocchi D, Olson R J, et al. Gap filling strategies for defensible annual sums of net ecosystem exchange. *Agri For Meteorol*, 2001, 107: 43—69[DOI]
- 11 Hui D F, Wang S Q, Su B, et al. Gap-filling missing data in eddy covariance measurements using multiple imputations (MI) for annual estimations. *Agri For Meteorol*, 2004, 121: 93—111[DOI]
- 12 Hagen S C, Braswell B H, Linder E, et al. Statistical uncertainty of eddy flux—based estimates of gross ecosystem carbon exchange at Howland Forest. Maine. *J Geophys Research*, 2006, 111: D08S03[DOI]
- 13 刘允芬, 宋霞, 孙晓敏, 等. 千烟洲人工针叶林 CO<sub>2</sub> 通量季节变化及其环境因子的影响. *中国科学 D 辑: 地球科学*, 2004, 34(增刊 II): 109—117
- 14 刘允芬, 于贵瑞, 温学发, 等. 千烟洲中亚热带人工林生态系统 CO<sub>2</sub> 通量的季节变异特征. *中国科学 D 辑: 地球科学*, 2006, 36(增刊 I): 91—102
- 15 于贵瑞, 孙晓敏. 陆地生态系统通量观测的原理与方法. 北京: 高等教育出版社, 2006. 261—264
- 16 Lloyd J, Taylor J A. On the temperature dependence of soil respiration. *Functional Ecol*, 1994, 8: 315—323[DOI]
- 17 Fang C, Moncrieff J B. The dependence of soil efflux on temperature. *Soil Biol Biochem*, 2001, 33: 155—165[DOI]
- 18 Davidson E A, Verchot L V, Cattanio J H, et al. Effects of soil water content on soil respiration in forests and cattle pastures of eastern Amazonia. *Biogeochemistry*, 2000, 48: 53—69[DOI]
- 19 Michaelis L, Menten M L. Die Kinetik der Invertinwirkung. *Biochem Z*, 1913, 49: 333—369
- 20 张小全, 徐德应. 森林生长和产量生理生态模型. 北京: 中国科学技术出版社, 2002
- 21 Stock J H, Watson M W. *Introduction of Econometrics*. New York: Cambridge University Press, 2002
- 22 Press W H, Teukolsky S A, Vetterling W T, et al. *Numerical Recipes in Fortran 77: the Art of Scientific Computing*. New York: Cambridge University Press, 1993. 652—655
- 23 Sitter R V. Bootstrap methods for survey data. *Can J Statist*, 1992, 20: 135—154[DOI]
- 24 Efron B, Tibshirani R J. *An Introduction to the Bootstrap*. New York: Chapman & Hall, 1993
- 25 张雷明. 中国东部南北森林样带典型生态系统碳收支特征及其生理生态机制. 博士论文. 北京: 中国科学院研究生院, 2006. 121
- 26 Morgenstern K, Black T A, Humphreys E R, et al. Sensitivity and uncertainty of the carbon balance of a Pacific Northwest Douglas-fir forest during an El Niño/La Niña cycle. *Agric For Meteorol*, 2004, 123: 201—219[DOI]
- 27 Griffis T J, Black T A, Morgenstern K, et al. Ecophysiological controls on the carbon balances of three southern boreal forests. *Agric For Meteorol*, 2003, 117: 53—71[DOI]
- 28 Baldocchi D, Falge E, Gu L, et al. FLUXNET: a new tool to study the temporal and spatial variability of ecosystem-scale carbon dioxide, water vapor, and energy flux densities. *Bull Am Met Soc*, 2001, 82: 2415—2434[DOI]
- 29 Lee X H, Fuentes J D, Staebler R M, et al. Long-term observation of the atmospheric exchange of CO<sub>2</sub> with a temperate deciduous forest in southern Ontario. *Canada J Geophys Res Atmos*, 1999, 104: 15975—15984[DOI]
- 30 Goulden M L, Munger J W, Fan S M, et al. Measurements of carbon sequestration by long-term eddy covariance: methods and critical evaluation of accuracy. *Global Change Biol*, 1996, 2: 169—182[DOI]