

NEE 观测误差分布类型对陆地生态系统 机理模型参数估计的影响 ——以长白山温带阔叶红松林为例

张 黎^{1,4}, 于贵瑞^{1,*}, LUO Yiqi², 顾峰雪³, 张雷明¹

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101; 2. University of Oklahoma, Norman, USA;
3. 中国农业科学院, 北京 100081; 4. 中国科学院研究生院, 北京 100049)

摘要: 基于观测数据的陆地生态系统模型参数估计有助于提高模型的模拟和预测能力, 降低模拟不确定性。在已有参数估计研究中, 涡度相关技术测定的净生态系统碳交换量 (NEE) 数据的随机误差通常被假设为服从零均值的正态分布。然而近年来已有研究表明 NEE 数据的随机误差更服从双指数分布。为探讨 NEE 观测误差分布类型的不同选择对陆地生态系统机理模型参数估计以及碳通量模拟结果造成的差异, 以长白山温带阔叶红松林为研究区域, 采用马尔可夫链-蒙特卡罗方法, 利用 2003 ~ 2005 年测定的 NEE 数据对陆地生态系统机理模型 CEVSA2 的敏感参数进行估计, 对比分析了两种误差分布类型 (正态分布和双指数分布) 的参数估计结果以及碳通量模拟的差异。结果表明, 基于正态观测误差模拟的总初级生产力和生态系统呼吸的年总量分别比基于双指数观测误差的模拟结果高 $61 \sim 86 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 和 $107 \sim 116 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$, 导致前者模拟的 NEE 年总量较后者低 $29 \sim 47 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$, 特别在生长旺季期间有明显低估。在参数估计研究中, 不能忽略观测误差的分布类型以及相应的目标函数的选择, 它们的不合理设置可能对参数估计以及模拟结果产生较大影响。

关键词: NEE; 生态系统模型; 参数估计; 误差分布; 马尔可夫链-蒙特卡罗法

文章编号: 1000-0933(2008)07-3017-10 中图分类号: Q143 文献标识码: A

Influences of error distributions of net ecosystem exchange on parameter estimation of a process-based terrestrial model

ZHANG Li^{1,4}, YU Gui-Rui^{1,*}, LUO Yiqi², GU Feng-Xue³, ZHANG Lei-Ming¹

1 Institute of Geographic Science and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

2 University of Oklahoma, Norman, USA

3 Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China

4 Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Acta Ecologica Sinica, 2008, 28(7): 3017 ~ 3026.

Abstract: Accuracy of model predictions can be improved by parameter estimation from measurements. It was assumed that

基金项目: 国家自然科学基金重大资助项目 (30590381); 中国科学院创新团队国际合作伙伴计划资助项目 (CXTD-Z2005-1); 中国科学院知识创新工程重要方向资助项目 (KZCX2-YW-432)

收稿日期: 2007-10-08; **修订日期:** 2008-04-14

作者简介: 张黎 (1982 ~), 女, 安徽泾县人, 博士生, 主要从事陆地生态系统过程模拟及其参数估计研究. E-mail: zhangl.05b@igsrr.ac.cn

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: yugr@igsrr.ac.cn

Foundation item: The project was financially supported by National Natural Science Foundation of China (No. 30590381), Chinese Academy of Sciences International Partnership Project (No. CXTD-Z2005-1), and Knowledge Innovation Project of Chinese Academy of Sciences (No. KZCX2-YW-432)

Received date: 2007-10-08; **Accepted date:** 2008-04-14

Biography: ZHANG Li, Ph. D. candidate, mainly engaged in terrestrial ecosystem modeling and parameter estimation of ecosystem models. E-mail: zhangl.05b@igsrr.ac.cn

measurement errors of net ecosystem exchange of CO_2 (NEE) by the eddy covariance technique follow a normal distribution. However, recent studies have showed that errors in eddy covariance measurements closely follow a double exponential rather than a normal distribution. In this paper, we compared effects of different distributions of measurement errors of NEE data on estimation of parameters and carbon fluxes components. Daily NEE measurements from 2003 to 2005 at the Changbaishan forest site were assimilated into a process-based terrestrial ecosystem model. The Markov Chain Monte Carlo method was used to derive the probability density functions of estimated parameters. Our results showed the modeled annual total gross primary production (GPP) and ecosystem respiration (Re) using the normal error distribution were higher than those using the double exponential distribution by $61 - 86 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ and $107 - 116 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$, respectively. As a result, modeled annual sum of NEE under an assumption of the normal error distribution was lower by $29 - 47 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ than that under the double exponential error distribution. Especially, the modeled daily NEE based on the normal distribution underestimated the strong carbon sink in Changbaishan forest during the growing seasons. We concluded that types of measurement error distributions and corresponding cost functions can substantially influence parameter estimation and estimated carbon fluxes with data assimilation.

Key Words: NEE; ecosystem model; parameter estimation; error distribution; Markov Chain Monte Carlo method

准确估计和预测陆地生态系统过程及碳循环时空变化是预测气候变化、管理自然资源以及控制温室效应增强的基础,是目前全球变化研究最为重要的前沿领域之一^[1]。试验观测和模型模拟是估计全球碳循环格局和变率、理解碳循环的关键过程及其控制机制的两种常用手段。近几十年来,观测技术的不断进步和模拟水平的不断提高有力地促进了人们对陆地生态系统碳循环过程及其时空变化的定量认识。但由于数据的不完整性、模型本身的限制以及对生态系统关键过程和控制机制理解的不足,不同模型的模拟结果差异较大,对生态系统碳源、汇分布及其变化的模拟和预测还存在很大的不确定性。其中模型参数和输入数据的不准确是模拟结果不确定性的主要来源之一^[2]。近年来,为降低生态系统模型参数的不确定性、提高模拟和预测生态系统过程及其变化的能力,人们分别在局地、区域和全球尺度上相继开展了一系列陆地生态系统模型的参数估计研究^[3~8]。

基于涡度相关技术的通量观测是直接测定陆地生态系统与大气间的碳水交换量的重要方法,为全球陆地生态系统碳循环过程及其控制机理、时空格局等方面的研究提供了重要信息^[9],同时也为检验和改进生态系统机理模型提供了可靠的数据基础。目前已经开展了一些基于涡度相关通量数据的生态系统模型参数估计研究。这些研究所用的净生态系统碳交换量(NEE)数据由几天^[10]、几周^[11]至几年^[12]不等,采用的模型和被估计参数也各不相同,主要取决于模型自由参数的个数、优化算法的特点等因素。在这些参数估计研究中,通量观测数据的误差通常被假设为服从零均值的正态分布,并以此为基础来确立目标函数,进而通过各种数学方法对参数进行最优估计。然而美洲通量网 Howland 站以及其他 5 个通量站的通量数据误差分析结果已显示,涡度相关技术测定的通量数据的随机观测误差服从双指数分布^[13,14]。基于中国通量网(ChinaFLUX)的涡度通量误差研究^①也支持了该结论。当观测数据的随机误差服从双指数分布时,目标函数则应调整为绝对偏差的形式,由此估计的参数很可能不同于正态随机误差时的估计结果。比如,基于生态系统呼吸的 3 种简单经验方程,Richardson 和 Hollinger^[15]对比分析了 NEE 随机误差分别为正态分布和双指数分布两种情形下的参数估计的差异,指出基于正态分布误差的年生态系统呼吸模拟值高出基于双指数分布误差的模拟值约 $70 - 145 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ ^[15]。此外,参数优化方法比较项目 OptIC (Optimisation Inter Comparison)的研究结果也显示,误差模型的差异对参数估计结果的影响程度明显大于优化算法的差异^[16]。

现有研究结果初步揭示了误差分布类型对参数估计的可能重要影响,但对目前广泛应用的陆地生态系统

① 刘敏,何洪林,于贵瑞,骆亦其,孙晓敏,王辉民. 中亚热带人工针叶林 CO_2 通量组分统计不确定性分析. 中国科学.

机理模型而言,误差分布类型的不同会对参数估计以及碳通量的模拟造成多大差异尚不清楚。针对这一问题,本文将对 NEE 实测数据对陆地生态系统机理模型参数的约束作用、基于不同分布的观测误差的参数估计以及碳通量模拟的差异进行研究。这一问题的探讨将有助于今后更充分地利用连续测定的 NEE 数据,为更好地实现多元数据模型融合、有效提高陆地生态系统碳循环预测能力奠定基础。

1 材料和方法

1.1 研究地概况

研究地点位于吉林省长白山国家级自然保护区内的温带阔叶红松林。地处 42°24'N,128°06'N,海拔 736m,属于受季风影响的温带大陆性气候,夏季炎热多雨,冬季干燥寒冷,年平均气温 3.3~7.3℃,年平均降水 600~900mm。主要树种有红松(*Pinus koraiensis*)、蒙古栎(*Quercus mongolica*)、色木(*Acer mono*)、紫椴(*Tilia amurensis*)、水曲柳(*Fraxinus mandshurica*)等。优势树种平均年龄 180a,平均树高 26m。

1.2 研究数据

研究数据包括模型输入数据和 NEE 测定数据,研究时段为 2003 年 1 月 1 日至 2005 年 12 月 31 日。模型输入数据包括逐日气象要素(气温、降水、相对湿度、辐射、光合有效辐射)、土壤质地以及初始条件(叶面积指数(LAI)、土壤水分、土壤碳库和植被碳库大小)。研究时段内的逐日气象要素和 NEE 观测数据均在半小时数据基础上计算获得。半小时数据经过质量控制后的所有缺失数据通过插补方法补齐,具体处理方法详见文献^[17]。NEE 为负值表示生态系统从大气中吸收 CO₂,为正值表示生态系统释放 CO₂进入大气。为减小数据插补对模型参数估计的影响,本文选用日缺失率低于 50%(即每日缺失数据个数低于 24)的 NEE 数据(3a 共计 728)对模型参数进行估计。以上数据由中国陆地生态系统通量系统观测网络(ChinaFLUX)和中国生态系统研究网络(CERN)提供。

1.3 生态系统模型和被估计参数

采用 CEVSA2(Carbon Exchange in the Vegetation-Soil-Atmosphere, version 2)^[18]为研究模型。该模型是基于植物生态生理过程的生物地球化学模型,对植被、土壤和大气之间碳水交换进行模拟。它在 CEVSA 模型^[19~21]的基础上,增加了物候模块、改善了分配和 LAI 动态模拟、光合最优温度以及蒸散模拟等,模拟的时间步长由旬改为日,能更准确地模拟不同森林生态系统碳通量的动态变化特征^[18]。

CEVSA2 模型共有生物物理、植物生理生长和土壤碳氮转化 3 个子模型,包含了大量的状态变量和参数^[18]。本研究依据 NEE 年总量模拟值对各个参数值变化的敏感程度,从 CEVSA2 模型的所有参数中选取敏感性较高的参数进行估计。敏感性分析方法采用传统的局部灵敏度分析法(one-at-a-time),在其他参数值不变的情况下,计算 CEVSA2 模型的某一参数值分别增加和降低 10%、20% 和 30% 时 NEE 年总量模拟值的变化百分率,以变化百分率的最大绝对值表示该参数的敏感度。由此方法选取的被估计参数如表 1 所示,并依据文献资料以及相关变量和参数的观测结果,确定了各个敏感参数的取值范围。

1.4 马尔可夫链-蒙特卡罗方法

马尔可夫链-蒙特卡罗方法(MCMC)以贝叶斯理论为基础,将未知参数看成是符合某种先验概率分布的随机变量。根据贝叶斯定理,利用参数的先验知识与观测信息得到参数的后验分布(式 1),然后依据后验分布来推断未知参数:

$$\rho(p|Z) = \frac{\rho(Z|p)\rho(p)}{\rho(Z)}$$

(1)

式中, $\rho(p)$ 、 $\rho(p|Z)$ 分别为参数的先验和后验概率密度分布, $\rho(Z)$ 为观测数据的概率, $\rho(Z|p)$ 为观测数据在先验参数值下的条件概率密度,又称为参数 p 的似然函数。似然函数的表达形式依赖于观测数据的误差分布类型。

当随机误差服从零均值的正态分布时,即正态观测误差(Normal Measurement Error, NME),此时似然函数可表示为:

$$\rho(Z|p) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(x_i-u_i)^2/2\sigma^2}$$
 (2)

式中, x_i 和 u_i 分别为 NEE 的实测值和模拟值, σ 为 NEE 实测数据的标准差, 假设不同时刻 NEE 实测数据的标准差相同。

表 1 待估计的 CEVSA2 模型参数
Table 1 Descriptions of CEVSA2 parameters allowed varying in the optimization

参数 Symbol	定义 Definition	取值范围 Range	来源 Source
光合参数 Photosynthesis parameters			
T_{opt}	光合最优温度 Optimum temperature for photosynthesis(℃)	10 ~ 30	[22]
S	气孔导度响应参数 Stomatal conductance response parameters(g g^{-1})	0.997 ~ 1.219	*
R_d	日间光照下暗呼吸 Dark respiration at light daytime($\mu\text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$)	0.7 ~ 0.9	*
呼吸参数 Respiration parameters			
f	生长呼吸比例 Fraction of growth respiration	0.18 ~ 0.22	*
L_{max}	最大叶面积指数 Maximum leaf area index($\text{m}^2 \text{ m}^{-2}$)	5.8 ~ 6.2	CERN
K_m	边材维持呼吸系数 Maintenance respiration coefficient(s^{-1})	0.3 ~ 0.4	*
W_{opt}	分解最优土壤湿度 Optimum moisture for decomposition(%)	60 ~ 80	[23]
K_{sm}	地表微生物的潜在分解速率 Potential decay rate of surface microbe(d^{-1})	0.007 ~ 0.019	[24]
N	氮含量 Nitrogen content(g g^{-1})	0.0046 ~ 0.0096	[25]
土壤水文参数 Moisture parameters			
W_s	饱和土壤含水量 Soil water content at saturation($\text{cm}^3 \text{ cm}^{-3}$)	0.4 ~ 0.54	[26]
W_e	田间持水量 Soil water holding capacity($\text{cm}^3 \text{ cm}^{-3}$)	0.22 ~ 0.36	[27]
初始条件 Initial conditions			
L_{ini}	初始叶面积指数 Initial leaf area index($\text{m}^2 \text{ m}^{-2}$)	1.0 ~ 2.5	CERN
C_{act}	初始活性土壤有机质碳库 Initial carbon content of active SOM(g C m^{-2})	1100 ~ 1500	CERN
C_{sm}	初始地表微生物碳库 Initial carbon content of surface microbe(g C m^{-2})	600 ~ 900	CERN
C_{sml}	初始地表代谢凋落物碳库 Initial carbon content of surface metabolic litter(g C m^{-2})	600 ~ 800	CERN
C_{slw}	初始慢性土壤有机质碳库 Initial carbon content of slow SOM(g C m^{-2})	4000 ~ 5000	CERN

* 表示该参数的取值范围假设为默认值的[1-10%, 1+10%] represents the range of the parameter is from 1-10% to 1+10% based on its default value

当随机误差服从双指数分布时, 即双指数观测误差 (Double exponential Measurement Error, DME), 则似然函数表示为^[28]:

$$\rho(Z|p) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\beta}} e^{-\left|\frac{x_i-u_i}{\beta}\right|}$$
 (3)

式中, β 为双指数分布的标准差, $\beta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - \bar{x}|$, $\bar{x}$ 为 NEE 观测样本的平均值。

本文采用广泛使用的 Metropolis-Hastings 法^[29,30] (简称 M-H 法) 进行 MCMC 模拟, 其主要步骤如下:

- (1) 在取值范围内随机生成参数的初始估计值;
- (2) 根据事先假定的参数后验分布产生新参数值 p_{new} ;
- (3) 计算接受概率 $\rho = \min\{1, \rho(p_{new}|Z)/\rho(p_{k-1}|Z)\}$;
- (4) 产生[0,1]区间内呈均匀分布的随机数 U ;
- (5) 若 $\rho \geq U$, 则接受新参数值, 否则拒绝新参数值;
- (6) 重复步骤 2~5, 直到获得足够多的样本, 最终得到参数的后验估计。

本研究先假定参数后验分布为均匀分布, 利用 M-H 法预先模拟 20000 次, 根据被接受的样本计算参数的协方差 $cov(p)$, 再进行 MCMC 模拟, 此时假定参数后验分布为正态分布, 新的参数值则根据公式 $p_{new} = p_{k-1} +$

$N_{(0, cov(p))}$ 产生^[31]。

为消除参数的初始估计值对 MCMC 采样结果的影响,将 MCMC 模拟平行运行 5 次,得到 5 个 MCMC 采样序列,每个序列包括 20000 个采样。只有 MCMC 采样序列能很快地收敛到一个平稳分布上时,才能用于参数后验估计的统计分析。本文采用 Gelman 和 Rubin^[32]1992 年提出的收敛诊断指标 G_i 以及采样过程中参数平均值和方差的变化来判断 MCMC 采样序列的收敛性,并确定初始化阶段 (burn-in period)。收敛诊断指标 G_i 的计算方法如下:

$$G_i = \sqrt{\frac{W_i(k-1)/k + B_i/k}{W_i}} \tag{4}$$

式中, k 为采样序列的个数($k=5$), W_i 为 k 个采样序列方差的平均值, B_i/k 为 k 个采样序列平均值的方差。当收敛诊断指标 G_i 接近于 1、后验参数的平均值和方差基本稳定时,认为初始化阶段结束,马尔可夫链收敛到了平稳的后验分布上。

2 结果与分析

2.1 MCMC 采样序列的收敛性判断

用 MCMC 方法估计参数的后验分布,首先要确定 MCMC 采样序列是否收敛到平稳分布上。依据上述收敛判断方法,两种误差分布类型下 MCMC 采样序列均达到收敛。以参数 R_d 、 L_{max} 、 W_c 和 C_{act} 为例,随着采样次数的增加,各参数的收敛诊断指标 G_i 迅速降低,当采样次数大于 10000 时,各参数的 G_i 值均稳定到接近于 1 的数值上(图 1),并且各参数的平均值和方差也都达到稳定。这说明这些参数的 MCMC 采样序列均稳定收敛到了后验分布上,其他参数的 MCMC 采样序列也都达到收敛。其中,前 10000 次采样为初始化阶段,后 10000 次采样(共计 50000 个)用于参数后验估计的统计分析。

2.2 参数后验分布

根据各参数的 50000 个后验估计值,可以绘制出参数的后验频率分布图。依据其形状可以将被估计参数划分为良约束 (Well-Constrained, WC) 和不良约束 (Poorly Constrained, PC) 两种类型。参数后验分布近似于正态分布的属于良约束类型,这些参数能被 NEE 实测数据较好约束。大多数参数归于这一类(表 2),比如光合最优温度 T_{opt} (图 2a,e)、田间持水量 W_c (图 2b,f) 和初始叶面积指数 L_{ini} (图 2c,g)。尽管同为良约束类型,但它们的后验估计值的离散程度和偏度不尽相同。参数后验频率分布近似为均匀分布的属于不良约束类型,比如氮含量 N (图 2d,h)。

除了参数 W_c 外,基于两种误差分布得到的参数后验频率分布图的形状基本类似。这说明两种误差分布下,NEE 数据对 CEVSA2 模型参数的约束作用较为一致。但基于两种误差分布得到的参数最优估计值却不相同。表 2 给出了两种误差分布下 CEVSA2 模型参数后验估计的众数、平均值和标准差,其中众数值为参数的最优估计值。可以看出,基于 NME 估计的参数中,除生长呼吸比例 f 和光合作用最适温度 T_{opt} 外,其余参数的最优估计值均高于基于 DME 的估计结果。

2.3 碳通量的模拟结果

将两套参数最优估计值分别输入 CEVSA2 模型,逐日模拟 2003 ~ 2005 年长白山阔叶红松林的碳收支过程。两种模拟结果在碳通量年总值上存在不同程度的差异。基于 NME 模拟的各年总初级生产力(GPP)和生态系统呼吸(Re)总量分别比基于 DME 的模拟结果高 61 ~ 86 g C m⁻² a⁻¹ 和 107 ~ 116 g C m⁻² a⁻¹,导致前者

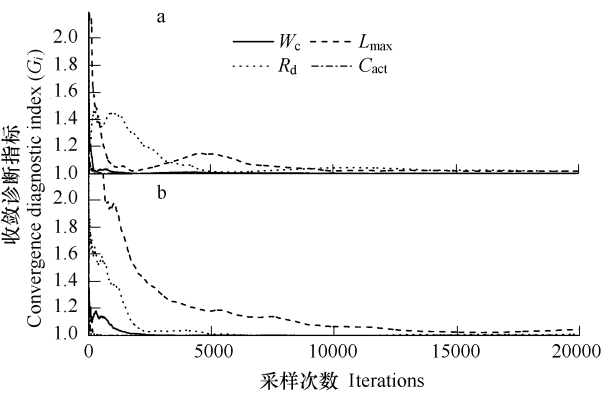


图 1 收敛诊断指标的演变过程
Fig. 1 Evolution of the convergence diagnostic index
a. 正态观测误差; b. 双指数观测误差, 图中参数符号参见表 1
a. normal measurement error; b. double exponential measurement error; the symbols are listed in Table 1

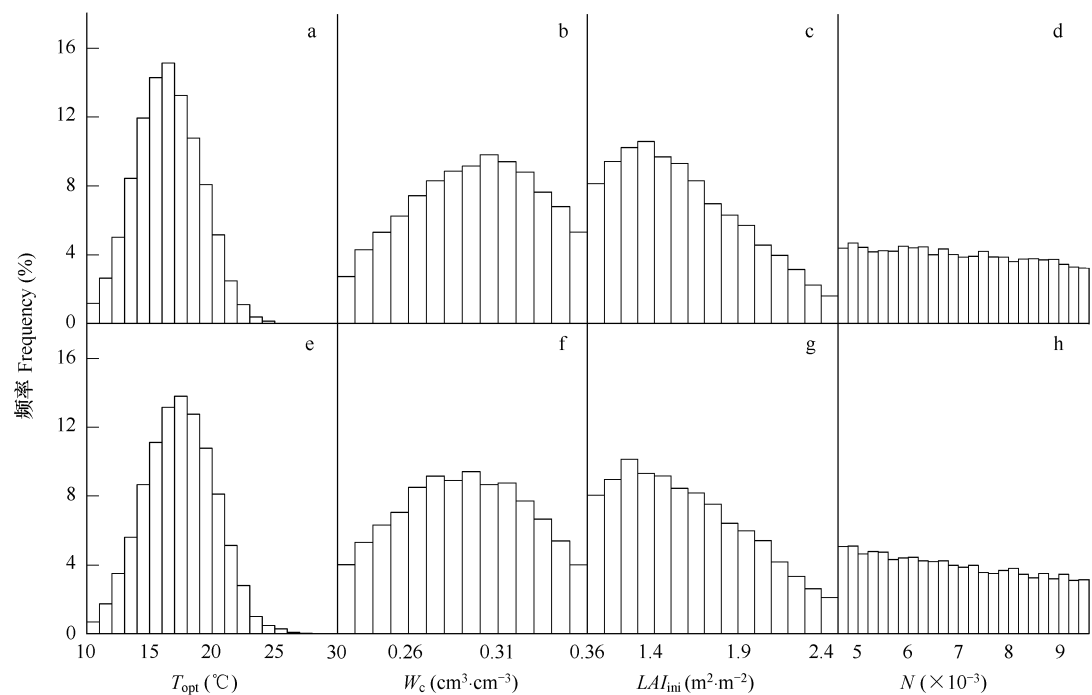


图2 两种误差分布假设下的典型参数后验频率分布

Fig. 2 Typical histogram of parameter posterior distribution for two types of error distributions

a,b,c,d:正态观测误差;e,f,g,h:双指数观测误差 a,b,c,d: normal measurement error; e,f,g,h: double exponential measurement error

模拟的 NEE 年总量较后者低 29 ~47 g C m⁻² a⁻¹ (表 3)。高出的这部分 Re 年总量中,自养呼吸(Ra)和异养呼吸(Rh)分别占了 46% 和 54%。

表2 参数后验分布统计表

Table 2 Posterior statistic of parameters

参数 Parameter	正态观测误差 (NME) Normal measurement error			双指数观测误差 (DME) Double exponential measurement error		
	众数 Mode	平均值 ± 标准差 Mean ± SD	约束类型 Constraining type	众数 Mode	平均值 ± 标准差 Mean ± SD	约束类型 Constraining type
T_{opt}	15.7	15.9 ± 2.6	WC	17.7	17.4 ± 2.8	WC
S	1.156	1.115 ± 0.057	WC	1.097	1.106 ± 0.058	WC
R_{d}	0.76	0.79 ± 0.05	WC	0.75	0.79 ± 0.05	WC
f	0.20	0.20 ± 0.01	PC	0.20	0.20 ± 0.01	PC
L_{max}	5.95	5.99 ± 0.10	WC	5.86	5.93 ± 0.07	WC
K_{m}	0.35	0.35 ± 0.03	WC	0.33	0.34 ± 0.03	WC
W_{opt}	69	70 ± 5	WC	66	70 ± 5	WC
K_{sm}	0.008	0.013 ± 0.003	PC	0.007	0.012 ± 0.003	PC
N	0.0062	0.0070 ± 0.0014	PC	0.0047	0.0069 ± 0.0014	PC
W_{s}	0.49	0.47 ± 0.04	WC	0.43	0.47 ± 0.04	PC
W_{c}	0.30	0.29 ± 0.04	WC	0.29	0.29 ± 0.04	WC
L_{ini}	1.4	1.6 ± 0.4	WC	1.2	1.6 ± 0.4	WC
C_{act}	1280	1297 ± 107	WC	1213	1299 ± 107	WC
C_{sm}	745	745 ± 79	WC	675	739 ± 80	WC
C_{sm1}	703	698 ± 53	WC	683	700 ± 53	WC
C_{slw}	4550	4482 ± 264	WC	4383	4475 ± 265	WC

WC:良约束 Well-constrained;PC:不良约束 Poorly constrained

表 3 模拟的 2003~2005 年长白山阔叶红松林碳通量的年总值($\text{g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$)

Table 3 Modeled annual Carbon Fluxes at the CBS site from 2003 to 2005 ($\text{g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$)

碳通量年总值 Annual carbon fluxes	正态观测误差 Normal measurement error			双指数观测误差 Double exponential measurement error		
	2003 年	2004 年	2005 年	2003 年	2004 年	2005 年
总初级生产力 GPP	1184	1239	1198	1123	1153	1127
生态系统呼吸 Re	966	975	956	859	859	846
自养呼吸 Ra	681	695	679	632	641	629
异养呼吸 Rh	285	281	277	227	219	217
净生态系统碳交换量 NEE	-217	-264	-242	-264	-293	-281

进一步对比分析了两种误差分布下日 NEE 模拟值的差异。二者与实测值的符合程度大致相同,模拟值与实测值的决定系数均为 0.49,离散程度也类似(图 3)。但在生长旺季期间当森林生态系统具有较强的碳吸收能力时,两种误差分布下模拟的 NEE 存在较大差异。统计 NEE 实测值和两种模拟值的频率分布发现,NEE 实测数据小于 $-4 \text{ g C m}^{-2} \text{ d}^{-1}$ 的频率为 6.3%,而基于 NME 的模拟结果小于该值的频率仅为 1.6%,明显低于实测结果,说明基于 NME 的模拟结果低估了生长旺季长白山森林生态系统对碳的净吸收能力。基于 DME 的模拟结果与实测情况更为接近,相应的频率为 4.2%。

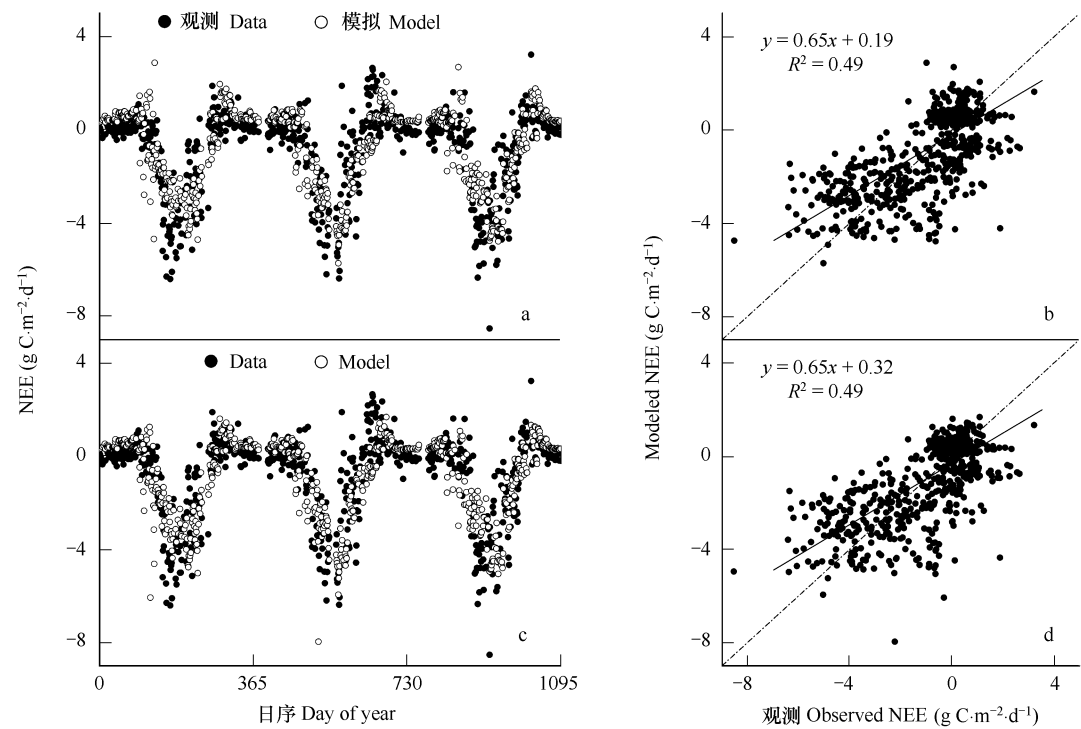


图 3 长白山阔叶红松林 NEE 模拟值与观测值的比较

Fig. 3 Observed vs. modeled net ecosystem exchange of CO_2 (NEE) using optimized parameters for CBS site

a,b: 正态观测误差; c,d: 双指数观测误差 a, b: normal measurement error; c, d: double exponential measurement error

3 讨论

3.1 NEE 观测数据对参数的约束作用

参数的准确估计是陆地生态系统机理模型模拟和预测生态系统过程和碳循环动态变化的重要前提。在陆地生态系统碳收支的模拟过程中,尽管 NEE 是最终模拟结果,所有模拟过程和参数都对其有不同程度的作用,但由于各个参数对 NEE 模拟的敏感性存在差异,并且参数之间也具有不同程度的相关性,因此在进行参

数估计时并非所有参数都能被准确估计。比如,CBM 模型(the CSIRO Biospheric Model)中只有 3 至 4 个光合和蒸腾参数可以由地表通量观测数据来确定^[11]。SIPNET 模型(the Simplified Photosynthesis and Evapo-Transpiration model)的 23 个参数和状态变量初始值中,有 13 个参数能被 NEE 实测数据进行良约束,包括大部分光合和呼吸参数以及初始土壤碳库等^[12]。

本研究中约有 12 个参数能够被 NEE 观测数据所约束。这类参数的取值在很大程度上影响着 NEE 的模拟值。比如光合最优温度 T_{opt} ,它是光合作用的温度响应函数中的参数,直接作用于植物光合速率的计算,并影响 NEE 的估算。因此,在 NEE 已知的情况下,能够在一定程度上反推出该类参数的取值。本研究中初始土壤碳库也能被较好约束,这可能是由于 CEVSA2 模型考虑了土壤氮含量对光合作用的影响,土壤氮含量又是土壤碳和碳氮比的函数,因此初始土壤碳库的估计也能从 NEE 实测数据中间接提取信息。而对于土壤水文参数 W_s 、自养呼吸参数 f 、异养呼吸参数 K_{sm} 和 N ,仅用 NEE 观测数据无法对这些参数准确估计,需要其他相关数据的支持,如土壤水分、土壤呼吸、凋落物、土壤微生物碳含量等。尽管本研究所用的模型和估计的参数与他人研究不尽相同,但结果却具有一定的相似性,即涡度相关技术测定的 NEE 数据具有约束陆地生态系统模型参数的潜力,但仅限于对其敏感的部分参数。

3.2 NEE 观测误差分布类型对参数估计以及碳通量模拟的影响

误差分布类型的不同选择不仅会影响参数估计的结果,而且会进一步影响生态系统碳通量的模拟。比如,基于 NME 估计的光合参数 T_{opt} 低于基于 DME 的估计结果,而 S 高于基于 DME 的估计值(表 2),这是两种误差分布下模拟的 GPP 存在差异的主要原因。一方面,光合最优温度的不同取值会导致植物光合速率对温度的响应关系产生差异,在长白山阔叶红松林生长季的温度范围内(最高气温不超过 25℃),最优温度为 15.7℃时最大羧化速率(V_{max})和最大电子传递速率(J_{max})对温度的响应值 K_v 和 K_j 均高于最优温度为 17.7℃时的值(图 4)。另一方面,较高的 S_1 也会增加气孔导度对土壤湿度的响应值,从而产生较高的 GPP。

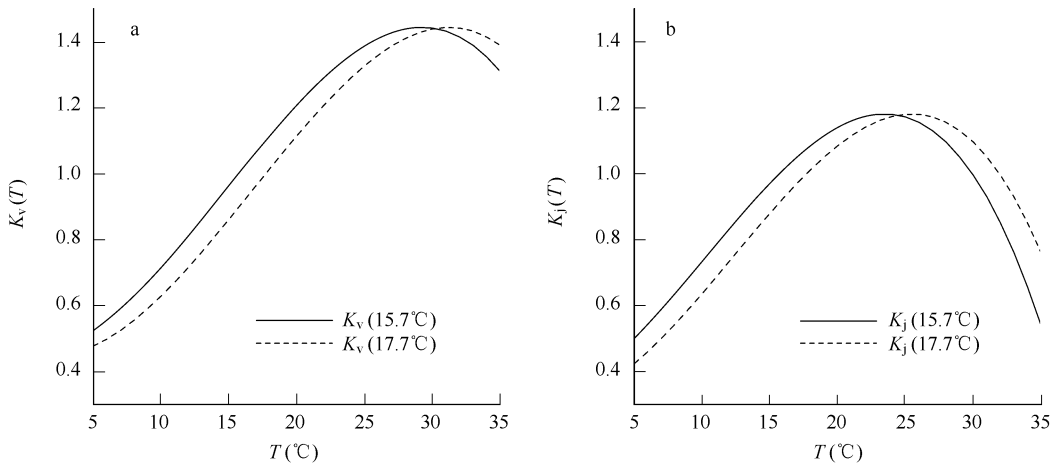


图 4 不同最适温度下的最大羧化速率 V_{max} 和最大电子传递速率 J_{max} 的温度响应曲线 $K_v(T)$ 和 $K_j(T)$

Fig. 4 Temperature response functions $K_v(T)$ and $K_j(T)$ of maximum rate of carboxylation (V_{max}) and maximum rate of electron transport (J_{max}) depending on different optimum temperatures

基于 NME 模拟的森林生态系统呼吸年总量比基于 DME 的模拟结果高 107 ~ 116 g C m⁻² a⁻¹,其量级与 Richardson 和 Hollinger^[15] 的研究结果大致相当,并在其范围内。他们的研究表明,当误差为正态分布时估计的参考呼吸较低而 Q_{10} 较高,因此模拟的生态系统呼吸随温度的上升增加地更快。而在本研究中,生态系统呼吸年总量模拟值出现差异的主要原因是基于 NME 估计的碳库初始值(C_{act} 、 C_{sm} 、 C_{sml} 和 C_{slw})和呼吸参数(L_{max} 、 K_m 、 W_{opt} 、 K_{sm} 和 N)均高于基于 DME 的估计值。其中,较高的碳库初始值和 K_{sm} 会直接导致异养呼吸的增加,较高的 L_{max} 、 K_m 会增加生态系统的维持呼吸,较高的 W_{opt} 和 N 则分别通过减弱土壤水分胁迫和土壤氮对异养呼吸的限制作用增加了异养呼吸量。

本研究在利用 NEE 实测数据对模型参数进行估计时,假设各个时刻数据的标准差相同。而实际上各个时刻观测数据的标准差并不相同,它随着量值的大小、环境因子以及季节的变化而发生变化^[14]。这些变化也可能会对陆地生态系统机理模型的参数估计以及碳通量的模拟产生影响。

4 结论

(1) 利用长白山阔叶红松林测定的 NEE 数据对陆地生态系统机理模型 CEVSA2 中 16 个敏感参数进行估计,其中大部分参数属于良约束类型,能被 NEE 数据有效约束,而土壤水文参数 W_s 、自养呼吸参数 f 、异养呼吸参数 K_{sm} 和 N 属于不良约束类型,仅用 NEE 数据无法对其准确估计。

(2) 观测误差分布类型的差异直接导致参数估计结果的不同,进而影响了长白山阔叶红松林碳通量的模拟结果。基于正态观测误差模拟的总初级生产力和生态系统呼吸的年总量分别比基于双指数观测误差的模拟结果高 $61 \sim 86 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 和 $107 \sim 116 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$,导致前者模拟的 NEE 年总量较后者低 $29 \sim 47 \text{ g C m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 。与实测 NEE 数据的对比结果显示,基于正态观测误差模拟的 NEE 低估了长白山阔叶红松林生长旺季期间的净碳吸收能力。

尽管以上结论仅建立在对长白山阔叶红松林碳通量的模拟研究上,其普适性有待进一步检验,但本研究对相关领域的参数估计或数据同化等方面工作具有一定的借鉴意义,即不能忽视同化数据的观测误差分布类型及其对应的目标函数,它们的不合理设置有可能会对参数估计以及模拟结果产生较大影响。

References:

- [1] Cao M K, Yu G R, Liu J Y, Li K R. Multi-scale observation and cross-scale mechanistic modeling on terrestrial ecosystem carbon cycle. *Science in China (Earth Sciences)*, 2004, 34(suppl. II): 1–14.
- [2] Friedlingstein P, Dufresne J L, Cox P M, Rayner P. How positive is the feedback between climate change and the carbon cycle? *Tellus*, 2003, 55B: 692–700.
- [3] Luo Y, White L W, Ganadell J G, *et al.* Sustainability of terrestrial carbon sequestration: A case study in Duke Forest with inversion approach. *Global Biogeochem. Cycles*, 2003, 17(1): 1021, doi:10.1029/2002GB001923.
- [4] Raupach M R, Rayner P J, Barrett D J, DeFries R S, Heimann M, Ojima D S, Quegan S, Schimmlus C C. Model-data synthesis in terrestrial carbon observation: methods, data requirements and data uncertainty specifications. *Global Change Biology*, 2005, 11: 378–397.
- [5] Barrett D J. Steady state turnover time of carbon in the Australian terrestrial biosphere. *Global Biogeochemical Cycles*, 2002, 16(4): 1108, doi: 10.1029/2002GB001860.
- [6] Wang Y P, Barrett D J. Estimating regional terrestrial carbon fluxes for the Australian continent using a multiple-constraint approach I: Using remote sensed data and ecological observation of net primary production. *Tellus*, 2003, 55B: 270–289.
- [7] Rayner P J, Scholze M, Knorr W, Kaminski T, Giering R, Widmann H. Two decades of terrestrial carbon fluxes from a carbon cycle data assimilation system (CCDAS). *Global Biogeochemical Cycles*, 2005, 19; doi:10.1029/2004GB002254.
- [8] Williams M, Schwarz P A, Law B E, Irvine J, Kurpius M. An improved analysis of forest carbon dynamics using data assimilation. *Global Change Biology*, 2005, 11: 89–105.
- [9] Yu G R, Sun X M. Principles of flux measurement in terrestrial ecosystems. Beijing: Higher Education Press, 2006. 40–44.
- [10] Knorr W, Kattge J. Inversion of terrestrial ecosystem model parameter values against eddy covariance measurements by Monte Carlo sampling. *Global Change Biology*, 2005, 11: 1333–1351.
- [11] Wang Y P, Leuning R, Cleugh H A, Coppin P A. Parameter estimation in surface exchange models using nonlinear inversion: how many parameters can we estimate and which measurements are most useful? *Global Change Biology*, 2001, 7: 495–510.
- [12] Braswell B H, William J S, Linder E, Schimel D S. Estimating diurnal to annual ecosystem parameters by synthesis of a carbon flux model with eddy covariance net ecosystem exchange observations. *Global Change Biology*, 2005, 11: 335–355.
- [13] Hollinger D Y, Richardson A D. Uncertainty in eddy covariance measurements and its application to physiological models. *Tree Physiology*, 2005, 25: 873–885.
- [14] Richardson A D, Hollinger D Y, Burba G G, Davis K J, Flanagan L B, Katul G G., Munger J W, Ricciuto D M, Stoy P C, Suyker A E, Verma S B, Wofsy S C. A multi-site analysis of random error in tower-based measurements of carbon and energy fluxes. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2006, 136: 1–18.
- [15] 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. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2005, 131:191–208.
- [16] Trudinger C M, Raupach M R, Rayner P J, Kattge J, Liu Q, Pak B, Reichstein M, Renzullo L, Richardson A D, Roxburgh S H, Styles J, Wang Y P, Briggs P, Barrett D, Nikolova S. OptIC project: An intercomparison of optimization techniques for parameter estimation in terrestrial biogeochemical models. *J. Geophys. Res.*, 2007, 112: G02027, doi:10.1029/2006JG000367.
- [17] Zhang L M, Yu G R, Sun X M, Wen X F, Ren C Y, Song X, Liu Y F, Guan D X, Yan J H, Zhang Y P. Seasonal variations of carbon budget for typical ecosystems in NSTEC. *Science in China (Earth Sciences)*, 2006, 36 (suppl. I): 45–59.
- [18] Gu F X, Cao M K, Yu G R, Tao B, Wen X F, Liu Y F, Zhang L M. Modeling carbon exchange in different forest ecosystems by CEVSA model: Comparison with eddy covariance measurements. *Advances in Earth Science*, 2007, 22(3): 313–321.
- [19] Cao M K, Woodward F I. Dynamic responses of terrestrial ecosystem carbon cycling to global climate change. *Nature*, 1998, 393: 249–25.
- [20] Cao M K, Prince S D. Increasing terrestrial carbon uptake from 1980s to the 1990s with changes in climate and atmospheric CO₂. *Global Biogeochemical cycles*, 2002, 16(4): 1069, doi: 10.1029/2001GB001553.
- [21] Tao B, Cao M K, Li K R, Gu F X, Ji J J, Huang M, Zhang L M. Spatial patterns of terrestrial net ecosystem productivity in China during 1981–2000. *Science in China (Earth Sciences)*, 2006, 36 (12): 1131–1139.
- [22] Larcher W. *Physiological Plant Ecology*. Berlin: Springer-Verlag. 1980.
- [23] Raich J W, Rastetter E B, Melillo J M, Kicklighter D W, Steudler P A, Peterson B J, Grace A L, Moore III B, Vorosmarty C J. Potential net primary productivity in southern America: application of a global model. *Ecological Application*, 1991, 1: 399–429.
- [24] McGill W, Cannon K, Robertson J, Cook F D. Dynamics of soil microbial biomass and water soluble organic C in Breton L after 50 years of cropping to two rotations. *Canadian Journal of Soil Science*, 1986, 66: 1–19.
- [25] Liu F M, Huang J B, Xie F G, Li Z Z, Zheng J S, Chen S Z. Litter analysis for several Nitrogen-fixing tree species. *Journal of Fujian Forestry Science and Technology*, 1991, 18(4):33–36.
- [26] Feng X Z, Tao B Y. *Theory of Agrometeorology*. Beijing: Meteorology Press, 1991.
- [27] Xiong S G. *Baise soil science*. Beijing: Chinese Agricultural University Press, 2001.
- [28] Press WH, Teukolsky SA, Vetterling WT, Flannery BP. *Numerical recipes in Fortran 77: The art of scientific computing*. New York: Cambridge University Press, 1992. 695–697.
- [29] Metropolis N, Rosenbluth A W, Rosenbluth M N, Teller A H. Equation of state calculation by fast computer machines. *J. Chem. Phys.*, 1953, 21(6), 1087–1092.
- [30] Hastings W K. Monte Carlo sampling methods using Markov chain and their applications. *Biometrika*, 1970, 57: 97–109.
- [31] Xu T, White L, Hui D, Luo Y. Probabilistic inversion of a terrestrial ecosystem model: Analysis of uncertainty in parameter estimation and model prediction. *Global Biogeochemical Cycles*, 2006, 20: GB2007,doi:10.1029/2005GB002468.
- [32] Gelman A, Rubin D B. Inference from iterative simulation using multiple sequences. *Stat. Sci.*, 1992, 7: 457–511.

参考文献:

- [1] 曹明奎,于贵瑞,刘纪远,李克让. 陆地生态系统碳循环的多尺度试验观测和跨尺度机理模拟. *中国科学,D 辑*, 2004, 34(增刊 II):1~14.
- [9] 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. 40~44.
- [17] 张雷明,于贵瑞,孙晓敏,温学发,任传友,宋霞,刘允芬,关德新,闫俊华,张一平. 中国东部森林样带典型生态系统碳收支的季节变化. *中国科学,D 辑*, 2006, 36(增刊 I): 45~59.
- [18] 顾峰雪,曹明奎,于贵瑞,陶波,温学发,刘允芬,张雷明. 典型森林生态系统碳交换的机理模拟及其与观测的比较. *地球科学进展*, 2007, 22(3): 313~321.
- [21] 陶波,曹明奎,李克让,顾峰雪,季劲钧,黄玫,张雷明. 1981~2000 年中国陆地净生态系统生产力空间格局及其变化. *中国科学,D 辑*, 2006, 36 (12): 1131~1139.
- [25] 刘发茂,黄家彬,谢福光,李志真,郑进社,陈水峇. 几种固氮树种凋落物分析研究. *福建林业科技*, 1991, 18(4):33~36.
- [26] 冯秀藻,陶炳炎. *农业气象学原理*. 北京:气象出版社, 1991.
- [27] 熊顺贵. *基础土壤学*. 北京:中国农业大学出版社,2001.