

# 生态过程模型敏感参数最优取值的时空异质性分析——以 BIOME-BGC 模型为例

李一哲 张廷龙\* 刘秋雨 李 英

(西北农林科技大学资源环境学院, 陕西杨凌 712100)

**摘 要** 生态过程模型是当前研究陆地生态系统水循环、碳循环有力的工具,但此类模型参数众多,参数的合理取值对模型模拟结果有重要影响.以往研究对模型参数的敏感性以及参数的优化取值有诸多的分析和讨论,但有关参数最优取值的时空异质性关注较少.本文以 BIOME-BGC 模型为例,在常绿阔叶林、落叶阔叶林、C3 草地 3 种植被类型下,通过构建敏感性判别指数,筛选出模型的敏感参数,并在每种植被类型下选取两个试验站点,使用模拟退火算法结合实测通量数据构建目标函数,获取各站点敏感参数逐月的最优取值,然后构建时间异质性判别指数、空间异质性判别指数和时空异质性判别指数对模型敏感参数最优取值的时空异质性进行定量分析.结果表明:BIOME-BGC 模型在 3 种植被类型下遴选出的敏感参数大部分一致,少数有差异,但参数的敏感性强弱在不同植被类型下的表现不尽相同;BIOME-BGC 模型敏感参数的最优取值,大都具有不同程度的时空异质性,但不同植被类型下,敏感参数最优取值的时空异质性表现各异;敏感参数中与植被生理、生态相关的参数,其时空异质性相对较小,而与环境、物候相关的参数,其时空异质性普遍较大;在 3 种植被类型下,模型敏感参数最优取值的时间异质性与空间异质性表现出显著的线性相关性;依据其最优取值的时空异质性,可对 BIOME-BGC 模型敏感参数进行类型划分,以便在实践应用中采取不同的参数率定策略.本研究结论有助于加深对生态过程模型参数特性及最优取值的理解,可为实践应用中模型参数的合理取值提供一种思路 and 参考.

**关键词** BIOME-BGC 模型; 敏感性; 参数优化; 时空异质性

**Temporal and spatial heterogeneity analysis of optimal value of sensitive parameters in ecological process model: The BIOME-BGC model as an example.** LI Yi-zhe, ZHANG Ting-long\*, LIU Qiu-yu, LI Ying (College of Resources and Environmental Sciences, Northwest A&F University, Yangling 712100, Shaanxi, China).

**Abstract:** The ecological process models are powerful tools for studying terrestrial ecosystem water and carbon cycle at present. However, there are many parameters for these models, and whether the reasonable values of these parameters were taken, have important impact on the models simulation results. In the past, the sensitivity and the optimization of model parameters were analyzed and discussed in many researches. But the temporal and spatial heterogeneity of the optimal parameters is less concerned. In this paper, the BIOME-BGC model was used as an example. In the evergreen broad-leaved forest, deciduous broad-leaved forest and C3 grassland, the sensitive parameters of the model were selected by constructing the sensitivity judgment index with two experimental sites selected under each vegetation type. The objective function was constructed by using the simulated annealing algorithm combined with the flux data to obtain the monthly optimal values of the sensitive parameters at each site. Then we constructed the temporal heterogeneity judgment index, the spatial heterogeneity judgment index and the temporal and spatial heterogeneity judgment index to quantitatively analyze the temporal and spatial heterogeneity of the optimal values of the model sensitive parameters. The results showed that the sensitivity of BIOME-BGC model parameters was different

under different vegetation types, but the selected sensitive parameters were mostly consistent. The optimal values of the sensitive parameters of BIOME-BGC model mostly presented time-space heterogeneity to different degrees which varied with vegetation types. The sensitive parameters related to vegetation physiology and ecology had relatively little temporal and spatial heterogeneity while those related to environment and phenology had generally larger temporal and spatial heterogeneity. In addition, the temporal heterogeneity of the optimal values of the model sensitive parameters showed a significant linear correlation with the spatial heterogeneity under the three vegetation types. According to the temporal and spatial heterogeneity of the optimal values, the parameters of the BIOME-BGC model could be classified in order to adopt different parameter strategies in practical application. The conclusion could help to deeply understand the parameters and the optimal values of the ecological process models, and provide a way or reference for obtaining the reasonable values of parameters in models application.

**Key words:** BIOME-BGC model; sensitivity; parameter optimization; temporal and spatial heterogeneity.

全球变暖已威胁到生态系统的平衡和人类自身的生存,是当今各国政府及科学家普遍关注的重大环境问题<sup>[1]</sup>.在众多温室气体中,二氧化碳对全球升温的贡献比例最大,约为 55%<sup>[2]</sup>.陆地生态系统作为重要的碳汇,在全球气候变化中扮演着重要角色,因此估算陆地生态系统碳储量、碳通量意义重大<sup>[3-4]</sup>.传统陆地生态系统碳储量、碳通量测量的方法,一般基于地面的定位观测,以点带面进行外推<sup>[5]</sup>.而在大区域或全球尺度上,由于无法直接和全面测量,多采用碳循环模型进行模拟<sup>[6-7]</sup>.其中,生态过程模型,如 BIOME-BGC 模型<sup>[8-9]</sup>等,通过集成各种机理、机制,模拟植物光合、呼吸、生长、凋亡等一系列生理、生态过程,模拟结果相对可靠<sup>[10-11]</sup>,长期以来一直在陆地生态系统碳循环模拟研究中有广泛的应用<sup>[12-14]</sup>.但生态过程模型存在复杂度高、参数众多等局限性,尤其是模型参数在进行外推时,需要进一步的检验和修正.

多数生态过程模型具有几十甚至上百个参数,应用时需要对其参数特性有充分的了解和认识.通过敏感性分析<sup>[15-17]</sup>可对参数的重要性进行初步评价.为得到良好的模拟结果,敏感参数往往比非敏感参数更需要精确合理的取值<sup>[18]</sup>;在特定的时空背景下,敏感参数的最优取值,可通过实测参数本身或依据其他实地观测量结合优化算法反演获得<sup>[19]</sup>.但这种特定时空背景下的参数最优值,能否推广到其他时空背景?要回答这个问题,就需要考察模型敏感参数最优取值的时空异质性.如果时空异质性小,推广是允许的;反之,则不能.有关模型参数最优取值的时空异质性,已引起部分学者的关注,如 Chen 等<sup>[20]</sup>在利用数据同化方法对北部生态系统生产力模拟(boreal ecosystem productivity simulator, BEPS)

模型关键参数进行优化时发现,生态过程模型中一些关键参数最优取值并非一成不变,会随时间、季节不同表现出差异;刘秋雨等<sup>[21]</sup>进一步研究证明,生态过程模型参数最优取值并非常量,而会随时间表现出异质性,而且各参数时间异质性大小差异显著.有关生态过程模型参数最优取值的空间异质性,目前还鲜有报道.而且,目前这些认识也尚未引起或形成学者们普遍的关注和共识.

本文以 BIOME-BGC 模型为例,构建敏感性判别指数,选取常绿阔叶林、落叶阔叶林、C3 草地植被类型下的敏感参数,通过模拟退火算法<sup>[22-24]</sup>结合地面观测数据构建目标函数,求取各植被类型下敏感参数以月为时间单位的最优取值,并构建时空异质性判别指数,对生态过程模型敏感参数的时空异质性进行定量分析,以期引起学者们对模型参数最优取值时空异质性的关注,甚至形成一些共识;同时也可生态过程模型实践应用中模型参数的合理取值提供一种思路和参考.

## 1 研究地区与研究方法

### 1.1 研究区概况

BIOME-BGC 模型将陆地生态系统分为几种植被类型,包括常绿阔叶林、落叶阔叶林、常绿针叶林、稀疏林地、灌木丛、C3 草地和 C4 草地等.本文选取常绿阔叶林、落叶阔叶林和 C3 草地 3 种植被类型作为研究对象,每种植被类型下选取 2 个通量站点作为试验站点,各站点基础地理信息如表 1.

### 1.2 数据获取与预处理

BIOME-BGC 模型的驱动数据主要包括站点的基础地理数据、气象数据和植被生理生态参数.本文收集了各研究站点 2003—2005 年的碳水通量日统

表 1 站点基础地理信息  
Table 1 Basic geographic information of sites

植被类型 Vegetation type	站点 Site	经度 Longitude (°)	纬度 Latitude (°)	海拔 Altitude (m)	降水量 Precipitation (mm)	年平均气温 Annual average temperature (°C)
常绿阔叶林 Evergreen broad-leaved forest	鼎湖山 Dinghushan	112.5 E	23.2 N	300	1960	20.9
落叶阔叶林 Deciduous broad-leaved forest	千烟洲 Qianyanzhou	115.1 E	27.7 N	100	1540	17.9
C3 草地 C3 grassland	长白山 Changbaishan	128.1 E	42.4 N	738	710	3.6
	哈佛森林 Harvard Forest	72.2 W	42.5 N	340	1120	3.5
	海北 Haibei	101.3 E	37.6 N	3190	540	-1.2
	当雄 Dangxiong	91.1 E	30.5 N	4333	450	1.3

计数据、气象 30 min 数据、通量 30 min 数据、以及基础地理数据作为原始数据.数据源于中国通量观测研究联盟数据信息系统 (<http://159.226.111.42/pingtai/LoginRe/opendata.jsp>) 和美国生态观测网络哈佛森林通量站数据共享中心 (<http://harvardforest.fas.harvard.edu:8080/exist/xquery/data.Xq?id=hf004>).然后通过 Office 2003 Excel 编写步长公式,计算日最高温、日最低温、日降水量.使用山地气象模拟软件 Mtcim43\_release 计算站点以天为步长的平均气温、饱和水气压差、短波辐射和日照时长.

1.3 参数的敏感性分析与判别

敏感性分析是模型参数校正过程中一个非常有用的工具,其目的在于确定模型中各参数对输出结果影响的大小<sup>[25-27]</sup>.敏感性分析包括局部敏感性分析和全局敏感性分析<sup>[28]</sup>,其中,局部敏感性具有可操作性,并且能够达到本文筛选敏感参数的要求.BIOME-BGC 模型缺省的植被生理生态参数共 43 个(表 2),其中部分参数是为了标记模型所模拟的植被类型,如第一个参数表示是否为木本,此类不需要进行敏感性分析,其余参数以缺省参数为基础,在考虑其合理性的情况下,分别上下浮动 10%、20%、50%、100%后驱动模型进行模拟.根据每次参数浮动后模拟的净初级生产力 (net primary productivity, NPP) 值,相对于缺省参数时模拟的 NPP 值的变化来分析参数是否敏感.并引入敏感性判别指数 ( $D_{sen}$ ) 进行判别:

$$D_{sen} = \frac{\sum_{i=1}^n |NPP_i - NPP_{def}|}{n \times NPP_{def}} \times 100\%$$

(1)

式中: $NPP_i$ 为参数  $i$  次浮动后模型模拟的 NPP 值; $NPP_{def}$ 为参数取值为缺省值时模型模拟的 NPP 值; $n$  为参数浮动的次数.参数的敏感性判别指数可以反映该参数在进行浮动时对模型模拟结果影响的大小.敏感性判别指数越大,说明该参数的浮动对模型

模拟的结果影响越大,参数越敏感,反之亦然.当敏感性判别指数为 0,说明该参数的浮动,对于模型的模拟结果没有影响,参数不敏感.

1.4 敏感参数优化方法

模型参数的识别优化主要有手工试错法<sup>[29]</sup>和自动搜索识别法<sup>[30]</sup>,手工试错虽然简便易行,但是主观性强,要求人员具有丰富的经验.自动搜索算法通过一定的寻优规则,在参数空间上自动识别最优或较优参数,代表算法有遗传算法<sup>[31]</sup>、模拟退火算法和单纯形法<sup>[32]</sup>等.有研究表明,利用模拟退火算法对 BIOME-BGC 模型参数进行优化,能有效降低模型的不确定性,优化方法切实有效<sup>[19]</sup>.本文采用模拟退火算法结合地面通量观测数据构造目标函数,获取 BIOME-BGC 模型敏感参数在各站点逐月的最优取值.目标函数值为各站点 2005 年每月通量逐日观测值与逐日模拟值的绝对差值总和,构造方式如下:

$$E = \sum_{i=1}^n |NEE_{mod} - NEE_{obv}|$$

(2)

式中: $E$  为目标函数值; $NEE_{mod}$ 为模型模拟的逐日通量值; $NEE_{obv}$ 为实测的逐日通量值; $n$  为模拟月份的天数,即 1、3、5、7、8、10、12 月时  $n$  值为 31,4、6、9、11 月时  $n$  值为 30,2 月时  $n$  值为 28.

1.5 敏感参数最优取值时空异质性分析方法

1.5.1 时间异质性判别指数 本文的时间异质性指模型参数在一年中每个月的最优取值发生变化的性质.为了将这一性质进行量化,引入时间异质性判别指数:

$$D_{time} = \frac{1}{2} \left[ \sum_{i=1}^2 \sqrt{\frac{1}{12} \times \sum_{j=1}^{12} (x_{ij} - \bar{x}_i)^2} \right]$$

(3)

式中: $i$  代表站点; $j$  代表月份; $x$  代表参数在站点逐月的最优取值; $\bar{x}$  代表参数在站点逐月最优取值的平均值.敏感参数最优取值的时间异质性判别指数



表 2 BIOME-BGC 模型参数  
Table 2 BIOME-BGC model parameters

编号 No.	参数 Parameter	单位 Unit
1	1=木本,0=非木本	
2	1=常绿,0=落叶	
3	1=C3 光合,0=C4 光合	
4	1=模型候,0=用户指定的候	
5	一年的第几天开始新的增长(物候标志=0)	
6	一年的第几天结束凋落(物候标志=0)	
7	转化期占生长季比例	
8	凋落期占生长季比例	
9	年内叶和细根的转换比例	
10	年内活木的转化比例	
11	年度整株植物的死亡率	
12	年度植物因火灾的死亡率	
13	细根碳与叶碳分配比例	
14	茎干碳与叶碳分配比例	
15	活木碳与总碳分配比例	
16	粗根碳与茎干碳分配比例	
17	当前生长部分的比例	
18	叶片碳氮比	
19	落叶碳氮比	
20	细根碳氮比	
21	活的木质的碳氮比	
22	死亡木质的碳氮比	
23	落叶层各部分的比例	
24	叶凋落物的纤维素比例	
25	叶凋落物木质素比例	
26	细根各部分的比例	
27	细根的纤维素比例	
28	细根木质素比例	
29	枯木纤维素比例	
30	枯木木质素比例	
31	冠层水分截获系数	· LAI <sup>-1</sup> · d <sup>-1</sup>
32	冠层消光系数	
33	投影叶面积指数的比例	
34	比叶面积	m <sup>2</sup> · kg <sup>-1</sup> C
35	遮蔽与日照的比叶面积的比例	
36	Rubisco 中叶氮质量分数	
37	最大气孔导度	m · s <sup>-1</sup>
38	表层导度	m · s <sup>-1</sup>
39	边界层导度	m · s <sup>-1</sup>
40	叶水势传导上限	MPa
41	叶水势传导下限	MPa
42	水汽压差限制传导上限	Pa
43	水汽压差限制传导下限	Pa

反映了在同一个站点,模型敏感参数的最优取值在时间上的变化幅度.时间异质性判别指数越大,说明该敏感参数的最优取值在时间上的变化幅度越大,即时间异质性越大,反之亦然.当时间异质性判别指数为 0 时,说明该敏感参数在两个实验站点逐月的最优取值分别保持一致,没有时间异质性.

1.5.2 空间异质性判别指数 本文空间异质性指模

型参数在同一植被类型、同一时间、不同空间位置的最优取值发生变化的性质.为了将这一性质进行量化,引入空间异质性判别指数:

$$D_{\text{space}} = \frac{1}{12} \left[ \sum_{j=1}^{12} \frac{2 |x_{1j} - x_{2j}|}{(x_{1j} + x_{2j})} \right]$$

(4)

式中: $j$  代表月份; $x$  代表参数在站点逐月的最优取值, $x_1$ 、 $x_2$  的 1、2 下标代表选取的两个不同站点.敏感参数最优取值的空间异质性判别指数反映了在同一植被类型、同一时间,敏感参数的最优取值在空间上的变化幅度.空间异质性判别指数越大,说明该参数的最优取值在空间上的变化幅度越大,即空间异质性越大,反之亦然.当空间异质性判别指数为 0 时,说明该参数两个实验站点的最优取值分别在 12 个月保持一致,没有空间异质性.

1.5.3 时空异质性判别指数 本文的时空异质性指模型敏感参数的最优取值在时间、空间两个维度上发生变化的性质.为了将这一性质进行量化,引入时空异质性判别指数:

$$D_{\text{t-s}} = D_{\text{time}} \times D_{\text{space}}$$

(5)

敏感参数最优取值的时空异质性判别指数反映了参数的最优取值在时间、空间两个维度综合的变化幅度.时空异质性判别指数越大,说明该参数的最优取值在时空上的变化幅度越大,即时空异质性越大,反之亦然.当时空异质性判别指数为 0 时,说明该敏感参数的最优取值在时间、空间中的某一个维度上没有异质性,此时参数的异质性降为一维;或者该参数在时间、空间两个维度上均没有异质性.

2 结果与分析

2.1 模型参数敏感性分析

从表 3 可以看出,同一植被类型下不同参数具有不同的敏感性,同一参数在 3 种植被类型下的敏感性也不相同.本文采用敏感性判别指数 2% 作为阈值,来划分模型中的敏感参数和非敏感参数.据此,在 3 种植被类型下各有 12 个参数被划分为敏感参数,其中,细根碳与叶碳分配比例、叶片碳氮比、落叶碳氮比、细根碳氮比、比叶面积、Rubisco 中叶氮质量分数和最大气孔导度这 7 个参数在 3 种植被类型下都被划分为敏感参数.

2.2 敏感参数的优化结果

使用模拟退火算法结合实测数据构建目标函数,分别对 3 种植被类型下的敏感参数进行逐月优化.由于参数较多,本文仅选择 3 种植被类型下、时空异质性比较典型(时空异质性大,图 1a;时空异质

表 3 不同植被类型的敏感性判别指数  
Table 3 Sensitivity judgment index of different vegetation types

参数编号 Parameter No.	敏感性判别指数 $D_{\text{sen}}$ (%)		
	常绿阔叶林 Evergreen broad-leaved forest	落叶阔叶林 Deciduous broad-leaved forest	C3 草地 C3 grassland
7	0.0	1.0	2.7
8	0.0	2.2	0.3
9	21.8	0	0.0
10	1.9	0.4	—
11	0.3	0.4	0.5
12	0.5	0.5	16.0
13	7.8	5.8	4.4
14	6.4	4.4	—
15	1.3	1.9	—
16	1.6	1.7	—
17	1.3	19.4	17.0
18	2.9	12.2	15.3
19	4.6	6.2	2.2
20	13.9	3.9	33.8
21	1.1	1.6	—
22	1.2	0.7	—
31	0.2	1.5	1.3
32	6.5	3.5	0.3
33	0.2	1.6	1.4
34	4.0	8.7	12.2
35	4.4	0.4	0.5
36	8.6	8.6	12.6
37	9.6	9.7	13.9
38	0.0	0.1	0.6
39	2.1	2.0	0.1
40	0.2	1.5	4.0
41	0.9	1.1	2.1
42	0.1	2.3	0.8
43	0.2	1.3	0.2

—: 该类参数在 C3 草地植被类型下,其值确定,无需进行敏感性分析  
These parameters' values in C3 grassland vegetation type were determined, which didn't need sensitivity analysis.

性小,图 1b)的参数代表进行说明.参数逐月最优取值在两个站点变化曲线的波动程度反映了其时间异质性的<sup>大小</sup>;两个站点参数最优取值波动曲线之间的差异反映了其空间异质性的<sup>大小</sup>.从图 1~3 可以看出,BIOME-BGC 模型敏感参数的最优取值总体上存在时空异质性.并且在同一植被类型下,不同敏感参数的最优取值表现出大小不同的时空异质性;模型的同一敏感参数,其最优取值在不同的植被类型下也表现出大小不同的时空异质性.模型中既存在诸如 Rubisco 中叶氮质量分数这类参数,在 3 种植被类型下均有较大的敏感性,但是其最优取值的时空异质性却相对较小;也存在敏感性较大的同时其最优取值的时空异质性也较大的参数(图 1a、图 2a、图 3a).

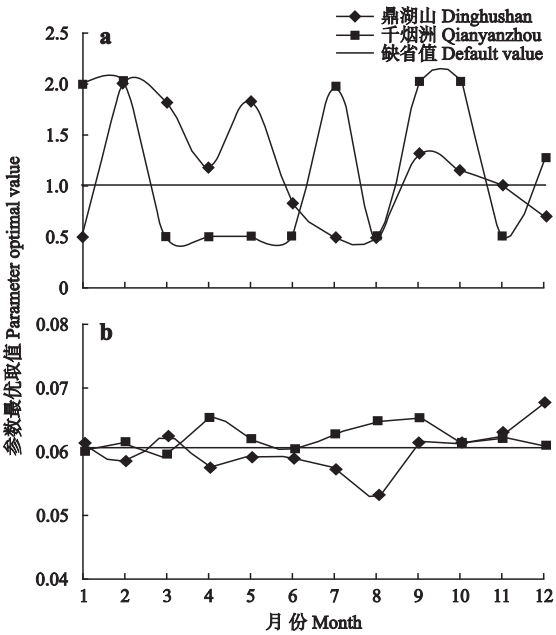


图 1 常绿阔叶林敏感参数优化结果  
Fig.1 Optimization result of sensitive parameters of evergreen broad-leaved forest.  
a) 细根碳与叶碳分配比例 New fine root C/new leaf C; b) Rubisco 中叶氮质量分数 Fraction of leaf N in Rubisco.

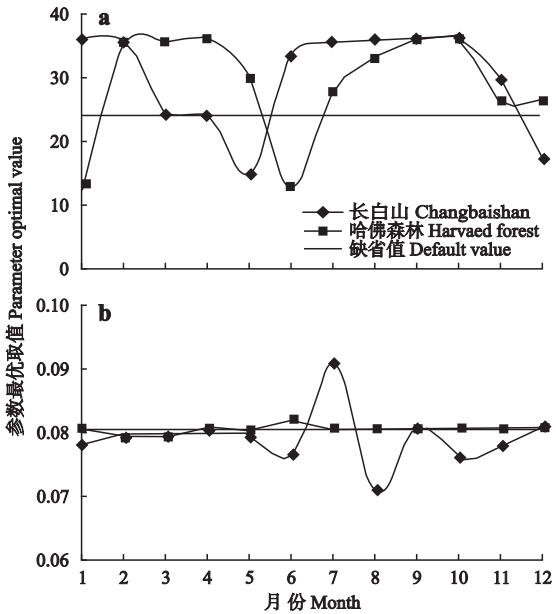


图 2 落叶阔叶林敏感参数优化结果  
Fig.2 Optimization result of sensitive parameters of deciduous broad-leaved forest.  
a) 叶片碳氮比 C:N of leaves; b) Rubisco 中叶氮质量分数 Fraction of leaf N in Rubisco.

2.3 敏感参数的时空异质性  
2.3.1 时间和空间异质性判别指数 通过计算时间异质性判别指数和空间异质性判别指数,将模型敏感参数最优取值的时间异质性和空间异质性进行量

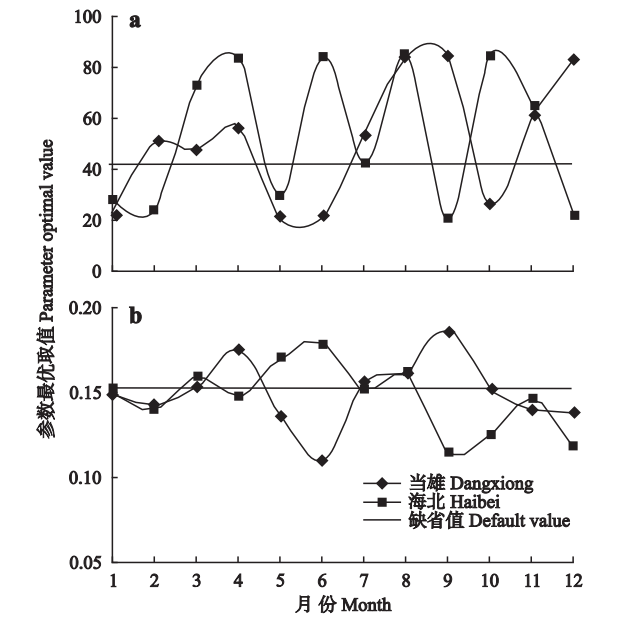


图 3 C3 草地敏感参数优化结果

**Fig. 3** Optimization result of sensitive parameters of C3 meadow.

a) 细根碳氮比 C:N of fine roots; b) Rubisco 中叶氮质量分数 Fraction of leaf N in Rubisco.

化.依据文中定义判别指数及计算结果,将<0.2 划定为参数具有不显著时间、空间异质性的区间;将 [0.2,0.4) 划定为参数具有显著时间、空间异质性的区间;将≤0.4划定为参数具有极显著时间、空间异

质性的区间.

由表 4 可以看出,在常绿阔叶林植被下,细根碳氮比的最优取值时间异质性最高,判别指数达 0.6454,细根碳与叶碳分配比例的最优取值空间异质性最高,判别指数达 0.6803;边界层导度最优取值的时间异质性和空间异质性均最低,判别指数均为 0.0028.在落叶阔叶林植被下,细根碳氮比的最优取值时间异质性最高,判别指数达 0.5801,细根碳与叶碳分配比例的最优取值空间异质性最高,判别指数达 0.7763;最大气孔导度最优取值的时间异质性和空间异质性均最低,判别指数分别为 0.0001 和 0.在 C3 草地植被下,比叶面积最优取值的时间异质性和空间异质性均最高,判别指数分别达 0.5404 和 0.6488;年度植物因火灾的死亡率最优取值的时间异质性和空间异质性均最低,判别指数都为 0.

3 种植被类型下,Rubisco 中叶氮质量分数、最大气孔导度、边界层导度等与植被生理生态相关的参数,虽然为敏感参数,但是其时间异质性和空间异质性均较小;而细根碳与叶碳分配比例、落叶碳氮比、细跟碳氮比和比叶面积这一类与环境、物候的变化密切相关的参数,其敏感性较大的同时,最优取值也具有较高的时间异质性和空间异质性.这可能是因为植被的生理生态参数在同一植被类型下一般比

表 4 不同植被类型的时间和空间异质性判别指数

**Table 4** Temporal and spatial heterogeneity judgment indices of different vegetation types

参数编号 Parameter No.	时间异质性判别指数 $D_{time}$			空间异质性判别指数 $D_{space}$		
	常绿阔叶林 Evergreen broad-leaved forest	落叶阔叶林 Deciduous broad-leaved forest	C3 草地 C3 grassland	常绿阔叶林 Evergreen broad-leaved forest	落叶阔叶林 Deciduous broad-leaved forest	C3 草地 C3 grassland
7	—	—	0.1657	—	—	0.1433
8	—	0.1052	—	—	0.0706	—
9	0.1942	—	—	0.2559	—	—
12	—	—	0.0000	—	—	0.0000
13	0.5550	0.5061	0.2588	0.6803	0.7763	0.3444
14	0.3070	0.0336	—	0.4515	0.0374	—
17	—	0.2243	0.2546	—	0.2586	0.2347
18	0.2920	0.2791	0.1558	0.2543	0.3505	0.1498
19	0.3087	0.3948	0.2829	0.2334	0.5906	0.4530
20	0.6454	0.5801	0.5026	0.4610	0.6724	0.5786
32	0.0928	0.0370	—	0.1122	0.0290	—
34	0.4446	0.3880	0.5404	0.6145	0.3899	0.6488
35	0.4430	—	—	0.6242	—	—
36	0.0475	0.0332	0.1371	0.0668	0.0400	0.1562
37	0.0064	0.0001	0.0038	0.0054	0.0000	0.0041
39	0.0028	—	—	0.0028	—	—
40	—	—	0.0490	—	—	0.0582
41	—	—	0.1292	—	—	0.2153
42	—	0.4313	—	—	0.5284	—

—: 非敏感性参数 Nonsensitive parameter.

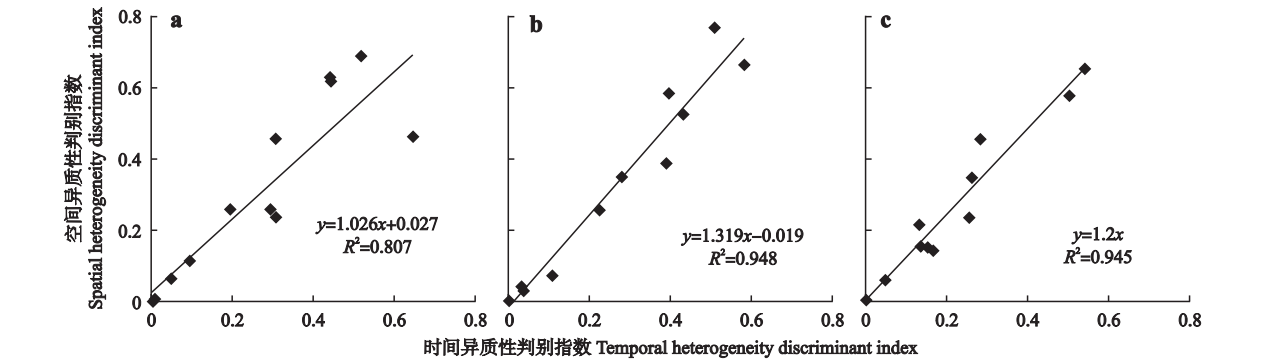


图 4 各植被类型敏感参数的时间异质性与空间异质性的相关性

**Fig.4** Correlation analysis between temporal heterogeneity and spatial heterogeneity of sensitive parameters under different vegetation types.

a) 常绿阔叶林 Evergreen broad-leaved forest; b) 落叶阔叶林 Deciduous broad-leaved forest; c) C3 草地 C3 meadow.

较稳定,很少受时空条件的影响和干扰,形成全局的、一致的、具有种类识别意义上的最优值;而与环境、物候紧密联系的参数,受时空背景条件的影响较大,不同的时空背景下,植被通过自身的环境响应,会形成局部的、变异的、因地制宜的最优值.

**2.3.2 时间异质性与空间异质性的相关性** 从图 4 可以看出,在常绿阔叶林、落叶阔叶林和 C3 草地植被类型下,模型敏感参数最优取值的时间异质性与空间异质性呈显著正相关关系, $R^2$  分别为 0.8075、0.9489 和 0.9453.当模型敏感参数最优取值的时间异质性较大时,空间异质性也较大,作为时间和空间两个维度综合结果的时空异质性,也相应较大,反之亦然.

**2.3.3 敏感参数类别划分** 对敏感参数的时空异质性判别指数进行计算,并根据计算结果对模型敏感参数的类别进行划分(表 5).由于敏感参数最优取值的时间异质性和空间异质性显著相关,因此设置时空异质性判别指数 0.1 为阈值,将敏感参数划分为敏感且最优取值时空异质性较大(a 类)和敏感但最优取值时空异质性较小(b 类)两种类型.据此划

表 5 时空异质性判别指数计算结果及参数类型划分

**Table 5 Temporal and spatial heterogeneity judgment index calculation result and parameter class division**

参数编号 Parameter No.	常绿阔叶林 Evergreen broad-leaved forest		落叶阔叶林 Deciduous broad-leaved forest		C3 草地 C3 grassland	
	时空异质性判别 指数 $D_{t-s}$	参数类别 Parameter class	时空异质性判别 指数 $D_{t-s}$	参数类别 Parameter class	时空异质性判别 指数 $D_{t-s}$	参数类别 Parameter class
7	—	—	—	—	0.0237	b
8	—	—	0.0074	b	—	—
9	0.0497	b	—	—	—	—
12	—	—	—	—	0.0000	b
13	0.3776	a	0.3928	a	0.0891	b
14	0.1386	a	0.0013	b	—	—
17	—	—	0.0580	b	0.0597	b
18	0.0742	b	0.0978	b	0.0233	b
19	0.0721	b	0.2331	a	0.1281	a
20	0.2975	a	0.3901	a	0.2908	a
32	0.0104	b	0.0011	b	—	—
34	0.2732	a	0.1513	a	0.3506	a
35	0.2765	a	—	—	—	—
36	0.0032	b	0.0013	b	0.0214	b
37	0.0000	b	0.0000	b	0.0000	b
39	0.0000	b	—	—	—	—
40	—	—	—	—	0.0029	b
41	—	—	—	—	0.0278	b
42	—	—	0.2279	a	—	—

a) 敏感且最优取值时空异质性较大的参数 Sensitive and large temporal and spatial heterogeneity optimal parameters; b) 敏感但最优取值时空异质性较小的参数 Sensitive but small temporal and spatial heterogeneity optimal parameters.



分标准:常绿阔叶林植被类型下 a 类参数 5 个, b 类参数 7 个;落叶阔叶林植被类型下 a 类参数 5 个, b 类参数 7 个; C3 草地植被类型下 a 类参数 3 个, b 类参数 9 个。对于 a 类参数(如参数 13、20、34 等), 往往表现出与植物体生长节律中的物质分配、物候、及环境背景的营养供给状况有明显的相关性, 具有较强的时间异质性、空间异质性及综合的时空异质性。通过对模型敏感参数类型的划分, 在对模型参数率定时, 即可针对参数不同的类别, 采取不同的策略, 投入不同的时间和精力。对于 b 类参数, 只需在具体某个时空背景下对其最优值进行确定, 便可推广到其他时空背景; 但对于 a 类参数, 则需要根据具体的时空背景条件, 进行精细的、动态的优化和率定。

### 3 结 论

本文以 BIOME-BGC 模型为例, 通过构建判别指数, 对常绿阔叶林、落叶阔叶林、C3 草地 3 种植被类型下, 生态过程模型敏感参数最优取值的时空异质性进行了探讨。主要结论如下: 1) BIOME-BGC 模型参数的敏感性在不同植被类型下的表现不尽相同, 但遴选出的敏感参数大部分一致, 少量不同。2) BIOME-BGC 模型敏感参数的最优取值大多具有不同程度的时空异质性, 且在不同植被类型下, 敏感参数最优取值的时空异质性表现各异。3) 敏感参数中与植被生理、生态相关的参数, 其时空异质性相对较小, 而与环境、物候相关的参数, 其时空异质性普遍较大。4) 在 3 种植被类型下, 模型敏感参数最优取值的时间异质性与空间异质性表现出显著的线性相关特征。

本文通过构建敏感性判别指数, 对 BIOME-BGC 模型的敏感参数进行筛选。为了使较多的敏感参数参与优化, 分析其最优取值的时空异质性, 将敏感性判别指数的阈值设置在较低水平(2%)。目前, 生态过程模型敏感参数的划分标准尚未形成共识或定论, 因此敏感性判别指数的阈值(2%)具有一定主观性, 还需要进一步讨论。

在获取模型敏感参数最优取值时, 本文采用模拟退火算法结合实测数据构建目标函数进行反演优化的方法。模拟退火算法作为全局寻优算法, 理论上可以获取敏感参数的最优值, 亦有研究表明, 模拟退火算法对 BIOME-BGC 模型的参数优化后, 模型的模拟结果更接近实际情况。但本文结论的可靠性, 很大程度上依赖于优化算法的稳定性、可靠性和敏感参数最优取值的准确性。

对于本文最终划分出的敏感参数的不同类型, 在模型的实践应用中具有一定借鉴意义。特别是生态过程模型与多源观测进行数据同化时, 依据参数不同的特性, 采取不同的处理措施, 结合模型与观测的优势, 进一步提高了生态过程模型通量模拟的准确性和时空推演的适应能力。

### 参考文献

- [1] Reay DS. Climate change for the masses. *Nature*, 2008, **452**: 31
- [2] Qi Y-J (戚玉娇). Estimates of Forest Aboveground Carbon Storage using Remote Sensing in Daxing' an Mountains. PhD Thesis. Harbin: Northeast Forestry University, 2014 (in Chinese)
- [3] Wang X-C (王兴昌), Wang C-K (王传宽). Fundamental concepts and field measurement methods of carbon cycling in forest ecosystems: A review. *Acta Ecologica Sinica* (生态学报), 2015, **35**(13): 4241–4256 (in Chinese)
- [4] Hu H-Q (胡海清), Wei S-J (魏书精), Sun L (孙龙), et al. Climate change, fire disturbance and ecosystem carbon cycle. *Arid Land Geography* (干旱区地理), 2013, **36**(1): 57–75 (in Chinese)
- [5] Chang S-L (常顺利), Yang H-X (杨洪晓), Ge J-P (葛剑平). Research progress and problems of productivity of net ecosystem. *Journal of Beijing Normal University* (Natural Sciences) (北京师范大学学报: 自然科学版), 2005, **41**(5): 517–521 (in Chinese)
- [6] Alexandrov G, Oikawa T, Yamagata Y. The scheme for globalization of a process-based model explaining gradations in terrestrial NPP and its application. *Ecological Modelling*, 2002, **148**: 293–306
- [7] Cramer W, Kicklighter D, Bondeau A. Comparing Global models of terrestrial net primary productivity (NPP): Overview and key results. *Global Change Biology*, 1999, **5**: 46–55
- [8] Wang P (王 萍). Forest carbon cycle model: A review. *Chinese Journal of Applied Ecology* (应用生态学报), 2009, **20**(6): 1505–1510 (in Chinese)
- [9] Ruimy A, Saugier B, Dedieu G. Methodology for the estimation of terrestrial net primary production from remotely sensed data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 1994, **99**: 5263–5283
- [10] Li H (李 慧). On the Spatial-temporal Simulation of Forest Ecosystem Net Primary Productivity and Net Ecosystem Productivity in Fujian Province. PhD Thesis. Fujian: Fujian Normal University, 2008 (in Chinese)
- [11] Song Y-Y (宋燕燕), Wang J-G (王敬国), Qi X (齐鑫), et al. Comparative analysis of terrestrial carbon cycle models. *Gansu Agriculture* (甘肃农业), 2006 (5): 291–292 (in Chinese)
- [12] Wang Z-M (王宗明), Liang Y-L (梁银丽). Progress in vegetation net primary productivity model research. *Journal of Northwest Forestry University* (西北林学院学报), 2002, **17**(2): 22–25 (in Chinese)



- [13] Tao B (陶波), Ge Q-S (葛全胜), Li K-R (李克让), *et al.* Research progress of carbon cycle in terrestrial Ecosystem. *Geographical Research* (地理研究), 2001, **20**(5): 564–575 (in Chinese)
- [14] Beck MB. Water quality modeling: A review of the analysis of uncertainty. *Water Resources Research*, 1987, **23**: 1393–1442
- [15] Carlson DH, Thruow TL. Comprehensive evaluation of improved SPUR model (SPUR-91). *Ecological Modelling*, 1996, **85**: 229–240
- [16] Gardner RH, O' Neill RV, Mankin JB, *et al.* A comparison of sensitivity analysis and error analysis based on a stream ecosystem model. *Ecological Modelling*, 1981, **12**: 173–190
- [17] Gentil S, Blake G. Validation of complex ecosystem models. *Ecological Modelling*, 1981, **14**: 21–38
- [18] Xu C-G (徐崇刚), Hu Y-M (胡远满), Chang Y (常禹), *et al.* Sensitivity analysis in ecological modeling. *Chinese Journal of Applied Ecology* (应用生态学报), 2004, **15**(6): 1056–1062 (in Chinese)
- [19] Zhang T-L (张廷龙), Sun R (孙睿), Hu B (胡波), *et al.* Using simulated annealing algorithm to optimize the parameters of Biome-BGC model. *Chinese Journal of Ecology* (生态学杂志), 2011, **30**(2): 408–414 (in Chinese)
- [20] Chen M, Liu S, Tieszen L, *et al.* An improved state-parameter analysis of ecosystem models using data assimilation. *Ecological Modelling*, 2008, **219**: 317–326
- [21] Liu Q-Y (刘秋雨), Zhang T-L (张廷龙), Sun R (孙睿), *et al.* Sensibility and time heterogeneity of BIOME-BGC model parameters. *Chinese Journal of Ecology* (生态学杂志), 2017, **36**(3): 869–877 (in Chinese)
- [22] Kellershohn DA, Tsanis IK. 3D eutrophication modeling of Hamilton harbor: Analysis of remedial options. *Journal of Great Lakes Research*, 1999, **25**: 3–25
- [23] Ali MM, Törn A, Viitanen S. A direct search variant of the simulated annealing algorithm for optimization involving continuous variables. *Computers & Operations Research*, 2002, **29**: 87–102
- [24] Shi L-P (石利平). Research on simulated annealing algorithm and improvement. *Information Technology* (信息技术), 2013(2): 176–178 (in Chinese)
- [25] Henderson-Sellers B, Henderson-sellers A. Sensitivity evaluation of environmental models using fractional factorial experiment action. *Ecological Modelling*, 1996, **86**: 291–295
- [26] Majkowski J, Tidgeway JM, Miller DR. Multiplicative sensitivity analysis and its role in development of simulation models. *Ecological Modelling*, 1981, **12**: 191–208
- [27] Ratto M, Tarantola S, Saltelli A. Sensitivity analysis in model calibration; GSA-GLUE approach. *Computer Physics Communications*, 2001, **136**: 212–224
- [28] Saltelli A, Chan K, Scott M. Sensitivity Analysis, Probability and Statistics Series. New York: John Wiley & Sons, 2000
- [29] Jorgensen SE. An improved parameter estimation procedure in lake modeling. *Lake & Reservoirs: Research and Management*, 2010, **3**: 139–142
- [30] Shen J, Kuo AY. Eutrophication model calibration as a coupled inverse problem. *Estuarine and Coastal Modeling: Proceedings of the Seventh International Conference*, Oak Brook, Illinois, 2002: 585–599
- [31] Ng AWM, Pererab BJC. Selection of genetic algorithm operators for fiver water quality model calibration. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2003, **16**: 529–541
- [32] Nelder JA, Mead R. A simple method for function minimization. *The Computer Journal*, 1965, **7**: 308–313

作者简介 李一哲,男,1993年生,硕士研究生.主要从事生态遥感研究.E-mail: liyizhecn@163.com

责任编辑 杨弘

李一哲,张廷龙,刘秋雨,等.生态过程模型敏感参数最优取值的时空异质性分析——以 BIOME-BGC 模型为例.应用生态学报, 2018, **29**(1): 84–92

Li Y-Z, Zhang T-L, Liu Q-Y, *et al.* Temporal and spatial heterogeneity analysis of optimal value of sensitive parameters in ecological process model: The BIOME-BGC model as an example. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2018, **29**(1): 84–92 (in Chinese)