中国科学: 地球科学 2010 年 第 40 卷 第 5 期: 632 ~ 644
www.scichina.com earth.scichina.com
《中国科学》杂志社
SCIENCE CHINA PRESS

论 文

中国森林生态系统碳周转时间的空间格局

周涛[①②*], 史培军[①②], 贾根锁[③], 李秀娟[①②], Yiqi LUO[④]

① 北京师范大学地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京 100875;
② 民政部/教育部减灾与应急管理研究院, 北京 100875;
③ 中国科学院东亚区域气候-环境重点实验室, 北京 100029;
④ Department of Botany and Microbiology, University of Oklahoma, Norman, OK 73019, USA
* E-mail: tzhou@bnu.edu.cn

收稿日期: 2009-02-16; 接受日期: 2009-11-02
国家自然科学基金(批准号: 30970514, 30590384, 40671173, 40425008)、中国科学院东亚区域气候-环境重点实验室开放课题资助

摘要 森林生态系统持续的碳吸收能力在很大程度上取决于净初级生产力(NPP)的增长趋势及生态系统碳周转的时间, 因此, 获取生态系统碳周转时间的空间分布格局是有效评估生态系统碳汇潜力的基础. 本研究采用数据-模型融合方法, 基于区域生态系统碳循环过程模型(TECO-R), 结合生态系统观测数据(NPP、生物量及土壤有机碳)、遥感数据(NDVI)及气象、植被与土壤等辅助空间数据, 利用遗传算法(Genetic Algorithm)反演了中国森林生态系统各碳库的周转时间及分配系数, 并在此基础上估算了平衡状态下森林生态系统碳周转时间的空间分布格局. 研究结果表明: 数据-模型融合技术能有效地反演中国森林生态系统碳循环过程模型中的关键参数, 从而很好地模拟中国森林生态系统的碳循环过程; 反演的中国森林生态系统的碳周转时间在空间上存在很大的异质性, 其值大多介于 24~70 年之间; 不同森林类型的统计结果表明, 落叶针叶林与常绿针叶林的平均周转时间最大(分别为 73.8 与 71.3 年), 其次是混交林与落叶阔叶林(38.1 与 37.3 年), 而常绿阔叶林的值最小(31.7 年); 从全国尺度看, 中国各种森林生态系统总的碳周转时间的均值为 57.8 年.

关键词
碳周转时间
碳循环
森林生态系统
数据-模型融合
反演
遗传算法

工业革命以来, 化石燃料的使用及土地利用方式的改变向大气中释放了大量的温室气体 CO_2, 使得全球气温持续升高, 并进而引起一系列的环境问题[1]. 如何有效地缓解大气 CO_2 浓度的增长速度不仅是一个科学问题, 而且是一个政治经济问题[2]. 由于森林的再生长(指受到人为或自然因素破坏后森林的重新生长)与森林的增强生长(指受大气 CO_2 浓度升高所导致的施肥效应、氮沉降和气候变化等因素的影响所表现出来的森林生长速度的增强)能够有效地吸收大气中的 CO_2, 因而森林固碳受到广泛的关注[3], 它是缓解全球变暖的一项低成本高收益的有效举措[4,5]. 随着《京都议定书》的签订和各个国家应对全球变暖政策的出台, 森林碳汇方面的研究与应用受到了相当的重视[6,7], 其研究内容不仅在于森林碳汇的绝对数量, 而且越来越关注生态系统固碳的效率[3,8].

森林生态系统的固碳能力的大小取决于两个关键因素: NPP 的增长趋势及强度以及生态系统碳周转时间的长短[9]. 森林再生长和增强生长(表现为 NPP

引用格式: Zhou T, Shi P J, Jia G S, et al. Spatial patterns of ecosystem carbon residence time in Chinese forests. Sci China Earth Sci, 2010, doi: 10.1007/s11430-010-0061-8

具有增长趋势)导致更多的大气碳进入到生态系统的植被与土壤碳库中, 因此, 它是生态系统固碳的外部驱动因素. 但这部分碳能否有效持久地固定在生态系统中, 或者说生态系统的固碳效率如何, 则取决于生态系统的碳周转时间[9,10]. 生态系统碳周转时间是指大气碳通过植物光合作用进入生态系统到通过生态系统呼吸作用返回大气这一过程所平均消耗的时间[11], 其大小取决于生态系统各个碳库的周转时间以及碳在不同库中流动时的分配系数[9,11]. 揭示生态系统碳周转时间的空间分布格局对于理解生态系统碳循环机理和评价生态系统固碳潜力至关重要[12,13].

由于遥感技术的快速发展以及光能利用率模型的广泛应用, 全球与区域尺度的生态系统 NPP 增长趋势的研究得到了长足的进展[14~16]. 在这样的背景下, 获取区域尺度生态系统碳周转时间的空间分布格局就显得非常重要, 它可以显著提高生态系统碳汇潜力评价的精度[9,13]. 然而, 从现有的研究进展看, 目前关于碳周转时间空间分布的研究还相当缺乏.

通常生态系统碳库的周转时间采用以下几种方法进行估算. 其一是通过实验方法测量某一碳库的现存生物量以及其对应的碳通量, 然后采用它们的比值作为该碳库的周转时间的估算值[17]. 这种方法简单并且相对容易实施, 但这种方法的一个关键性的挑战在于并不是生态系统所有碳库的碳通量(如植物根的死亡率)都可以通过实验方法测量得到, 因此要在区域尺度上获取生态系统不同碳库的碳储量与碳通量的完整的数据非常困难. 估算碳库周转时间的另一种实验方法是碳同位素法. 20 世纪 60 年代原子弹爆炸实验导致大气中的 ^{14}C 显著增加, 通过大气与生态系统碳交换以及生态系统的本身的碳循环过程, 这些放射性碳持续地从大气转移到生态系统的植物与土壤碳库中, 从而使 ^{14}C 成为估算生态系统碳库周转时间的一种很好的示踪剂[18]. 然而, 要把这种方法推广到区域尺度还有存在相当大的困难. 除上述的实验方法外, 反问题研究方法成为数据-模型融合的一个主要的领域[19], 逐步成为估算生态系统碳周转时间的一种新方法, 并在生态系统尺度上和区域尺度上得到了较好的尝试[9,11~13].

本文的研究目标是采用数据-模型融合方法, 基于遥感数据(NDVI)和地面生态系统碳库和碳通量的观测数据, 在 TECO-R 区域生态系统碳循环过程模型[13]的支撑下, 利用遗传算法, 反演中国森林生态系统不同碳库的碳周转时间及分配系数, 并进而估算平衡状态下中国森林生态系统的碳周转时间的空间格局.

1 方法与数据

1.1 模型结构

本研究采用的生态系统碳循环过程模型(TECO-R)的结构如图 1 所示, 它结合了 CASA 光能利用率模型[20,21]与 VAST 植被-土壤碳转换模型[11]在区域尺度上的优势. 参照 VAST 模型, TECO-R 模型将地下部分的根与土壤有机碳库各分为 3 层: 上层为 0~20 cm, 中层为 20~50 cm, 底层为 50~100 cm. 由于 TECO-R 模型包含了陆地生态系统碳循环的基本过程, 因此不同生态系统在碳循环方面的差异主要表现为其关键参数的差异. TECO-R 模型的关键参数包括: 最大光能利用率(ε^*)、碳的分配系数(α_L, α_W, α_R, ξ_{R_1}, ξ_{R_2}, ξ_{R_3}, θ_F, θ_C, η, θ_{S_1}, θ_{S_2})、以及各碳库的周转时间(τ_L, τ_W, τ_{R_1}, τ_{R_2}, τ_{R_3}, τ_F^*, τ_C^*, $\tau_{S_1}^*$, $\tau_{S_2}^*$, $\tau_{S_3}^*$). TECO-R 模型各参数的含义如表 1 所示. 本研究的核心就是基于数据-模型融合技术反演这些关键参数, 从而获得不同森林生态系统的平均碳周转时间以及其空间分布格局.

在 TECO-R 模型中, NPP 是植被吸收的光合有效辐射(APAR)、最大光能利用率(ε^*)、温度与水分胁迫系数(T_ε、W_ε)的函数:

$$\mathrm{NPP} = \mathrm{fAPAR}\cdot\mathrm{PAR}\cdot\varepsilon^*\cdot T_\varepsilon\cdot W_\varepsilon, \quad (1)$$

其中 fAPAR 为光合有效辐射(PAR)被植被吸收的比例, 它和遥感获取的标准化差值植被指数(NDVI)具有线性关系[22], fAPAR 与 PAR 的乘积即为 APAR. PAR 由观测的地表太阳辐射(Sr)估算得到(PAR=Sr×0.5). 在 TECO-R 模型中, 温度与水分胁迫系数 T_ε 与 W_ε 采用 CASA 模型的土壤水分子模型计算得到[23].

植被固定的碳(NPP)按照比例分配给植物的根、茎、叶等组织, 各部分分配量的大小取决于 NPP 的分配系数(式(2)~(4)):

$$\mathrm{NPP}_L = \alpha_L\mathrm{NPP}, \quad (2)$$

$$\mathrm{NPP}_W = \alpha_W\mathrm{NPP}, \quad (3)$$

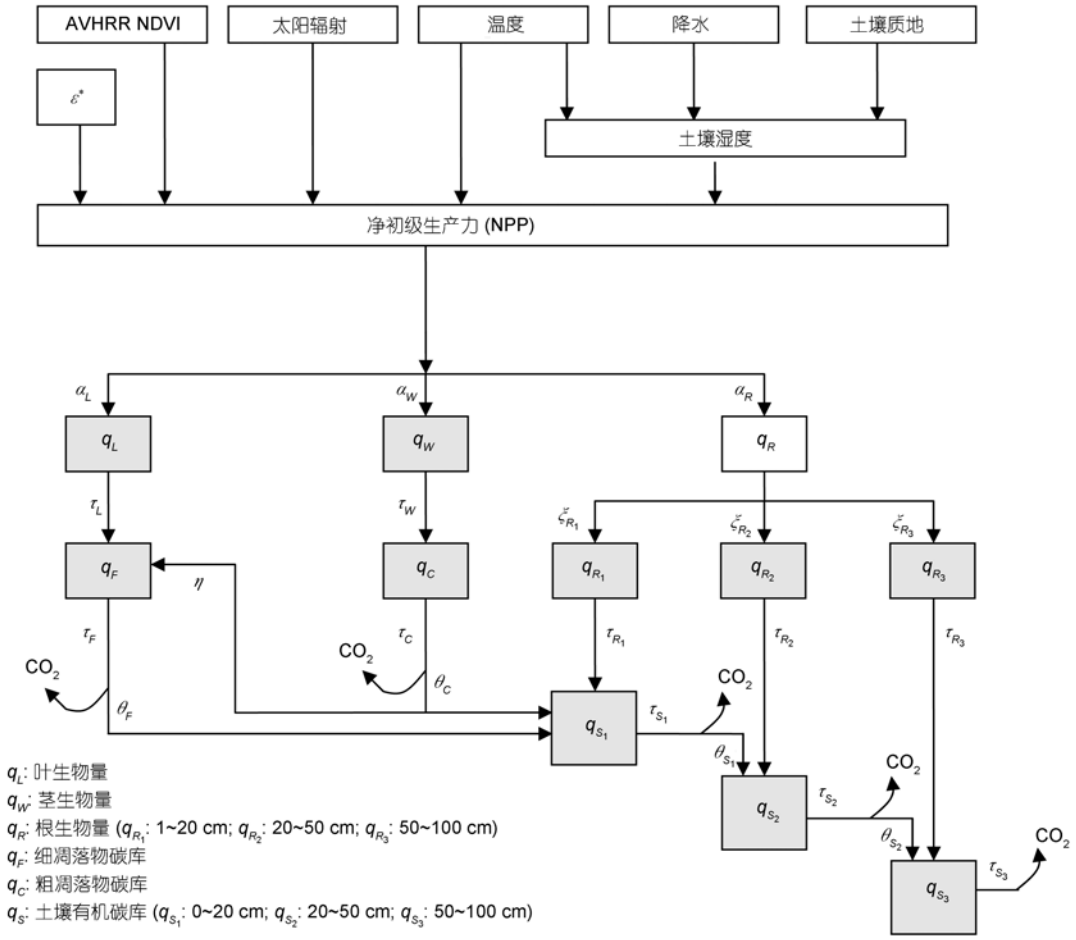

图 1　TECO-R 碳循环过程模型的结构

$$\mathrm{NPP}_R = \alpha_R \mathrm{NPP}, \tag{4}$$

式中α_L, α_W, α_R分别为 NPP 分配给叶、茎、根的比例. 植物叶、茎、根碳库的动态变化可以由式(5)~(7)来表示:

$$\frac{\mathrm{d}q_L}{\mathrm{d}t} = \alpha_L \mathrm{NPP} - q_L / \tau_L, \tag{5}$$

$$\frac{\mathrm{d}q_\mathrm{w}}{\mathrm{d}t} = \alpha_W \mathrm{NPP} - q_W / \tau_W, \tag{6}$$

$$\frac{\mathrm{d}q_{R_j}}{\mathrm{d}t} = \xi_{R_j}\alpha_R NPP - q_{R_j} / \tau_{R_j}, j = 1,\ 2,\ 3, \tag{7}$$

式中 $q_L, q_W,\ q_{R_j}$ 分别为叶、茎、根碳库大小; τ_L, τ_W, τ_{R_j} 为对应碳库的周转时间, 下标 j(j=1, 2, 3)分别表示 3 个地下层(0~20 cm, 20~50 cm, 50~100 cm); ξ_{R_j} 为第 j 个地下层根的碳分配比例.

凋落物与土壤有机碳库的动态变化与植物活体的凋落速率和凋落物与土壤有机碳本身的分解速率有关, 其动态变化可以由式(8)~(11)来表示:

$$\frac{\mathrm{d}q_F}{\mathrm{d}t} = q_L / \tau_L + \eta q_C / \tau_C - q_F / \tau_F, \tag{8}$$

$$\frac{\mathrm{d}q_C}{\mathrm{d}t} = q_W / \tau_W - q_C / \tau_C, \tag{9}$$

$$\frac{\mathrm{d}q_{S_1}}{\mathrm{d}t} = q_{R_1} / \tau_{R_1} + \theta_F q_F / \tau_F + \theta_C q_C / \tau_C - q_{S_1} / \tau_{S_1}, \tag{10}$$

$$\frac{\mathrm{d}q_{S_j}}{\mathrm{d}t} = q_{R_j} / \tau_{R_j} + \theta_{S_{j-1}} q_{S_{j-1}} / \tau_{S_{j-1}} - q_{S_j} / \tau_{S_j}, j = 2,\ 3, \tag{11}$$

式中 q_F 与 q_C 分别为细凋落物与粗凋落物碳库; q_{S_1}, q_{S_2}, q_{S_3} 分别为地下三个层的土壤有机碳库; τ_F, τ_C, τ_{S_1}, τ_{S_2}, τ_{S_3} 分别为对应碳库的周转时间; η为机械

表 1　TECO-R 模型中各参数的定义及约束条件

符号	含义	下限	上限	单位	其他约束条件
ε^*	最大光能利用率	0.0	2.76	g C MJ^{-1}	
α_L	叶的 NPP 分配系数	0.0	1.0	无量纲量	
α_W	茎的 NPP 分配系数	0.0	1.0	无量纲量	
α_R	根的 NPP 分配系数	0.0	1.0	无量纲量	$\alpha_L+\alpha_W+\alpha_R=1$
ξ_{R_1}	上层(0~20 cm)根的 NPP 分配系数	0.0	1.0	无量纲量	$\xi_{R_1} > \xi_{R_2} > \xi_{R_3}$
ξ_{R_2}	中层(20~50 cm)根的 NPP 分配系数	0.0	1.0	无量纲量	
ξ_{R_3}	底层(50~100 cm)根的 NPP 分配系数	0.0	1.0	无量纲量	$\xi_{R_1}+\xi_{R_2}+\xi_{R_3}=1$
θ_F	细凋落物的碳分配系数	0.0	0.5	无量纲量	
θ_C	粗凋落物的碳分配系数	0.0	0.5	无量纲量	
θ_{S_1}	上层土壤的碳分配系数	0.0	0.1	无量纲量	
θ_{S_2}	中层土壤的碳分配系数	0.0	0.1	无量纲量	
η	机械作用下粗凋落物转变成细凋落物的比例	0.0	0.1	无量纲量	
τ_L	叶的周转时间	0.0	10.0	年	$\tau_L < \tau_W$
τ_W	茎的周转时间	0.0	500.0	年	
τ_{R_1}	上层根的周转时间	0.0	100.0	年	
τ_{R_2}	中层根的周转时间	0.0	100.0	年	
τ_{R_3}	底层根的周转时间	0.0	100.0	年	
τ_F^*	温度与湿度校正后的细凋落物周转时间	0.2	2.0	年	
τ_C^*	温度与湿度校正后的粗凋落物周转时间	0.5	5.0	年	$\tau_C^* > \tau_F^*$
$\tau_{S_1}^*$	温度与湿度校正后的上层土壤碳周转时间	0.0	100.0	年	$\tau_{S_1}^* < \tau_{S_2}^* < \tau_{S_3}^*$
$\tau_{S_2}^*$	温度与湿度校正后的中层土壤碳周转时间	0.0	250.0	年	
$\tau_{S_3}^*$	温度与湿度校正后的底层土壤碳周转时间	0.0	500.0	年	

力作用下粗凋落物转变成细凋落物的比例; θ_F 与 θ_C 为细凋落物与粗凋落物的分配系数; θ_{S_1} 与 θ_{S_2} 分别为上层与中层土壤有机碳的分配系数.

除土壤属性的影响外, 凋落物与土壤有机碳库的周转时间(τ_F, τ_C, τ_{S_1}, τ_{S_2}, τ_{S_3})还受气候因素和植被类型的影响[24]. 气候条件和土壤属性由于影响土壤微生物的数量和活性, 因此, 它们会显著影响生态系统凋落物与土壤有机碳的周转时间. 而对不同的森林类型来说, 一方面, 不同森林类型的活体碳库(叶、茎、根)的周转时间存在明显差异, 另一方面, 不同森林类型的凋落物化学成分也存在差异(如木质素与氮的比值), 而它们也会影响凋落物的分解速度和周转时间[20]. 考虑到中国森林类型的差异, TECO-R 模型依据 1∶400 万植被图(地球系统科学数据共享网 http://www.geodata.cn)将中国森林划分为 5 种类型, 即常绿阔叶林(EBF)、落叶阔叶林(DBF)、常绿针叶林(ENF)、落叶针叶林(DNF)以及混交林(MF), 对每种森林类型分别反演其相关参数. TECO-R 模型考虑了气候因素的空间差异性, 将与空间位置有关的特定格点的碳周转时间(τ_F, τ_C, τ_{S_1}, τ_{S_2}, τ_{S_3})转换成温度与湿度校正后的周转时间(τ_F^*, τ_C^*, $\tau_{S_1}^*$, $\tau_{S_2}^*$, $\tau_{S_3}^*$):

$$\tau_k = \tau^*_k /(W_s \cdot T_s),\ k = F, C, S_1, S_2, S_3, \tag{12}$$

式中 W_s 与 T_s 分别为凋落物与土壤有机碳库周转时间的温度与湿度影响因子. 其中土壤湿度影响因子(W_s)通过月降水量(PPT)和 CASA 模型土壤湿度子模型模拟的潜在蒸散量(PET)以及土壤湿度(SM)得出[23]:

$$SM = \frac{\mathrm{PPT}+\mathrm{SM}}{\mathrm{PET}}, \tag{13a}$$

$$W_s = 0.1+0.9\cdot \mathrm{SM},\ 0 \leqslant \mathrm{SM} \leqslant 1, \tag{13b}$$

$$W_s = 1.0,\ 1 < \mathrm{SM} \leqslant 2, \tag{13c}$$

$$W_s = [1.0+(1.0/28.0)]-(0.5/28.0)\mathrm{SM},\ 2 < \mathrm{SM} \leqslant 30, \tag{13d}$$

$$W_s = 0.5,\ 30 \leqslant \mathrm{SM}. \tag{13e}$$

而温度影响因子(T_s)基于 CENTURY 土壤碳模型[25], 由月平均温度估算得到:

$$T_s=\begin{cases}1/(1+19e^{-0.16T}), & T<45℃\\ 10-0.2T, & 45\leqslant T\leqslant 50℃,\\ 0, & T>50℃.\end{cases} \quad (14)$$

本研究中用于参数反演的各种观测数据(NPP、生物量、土壤有机碳储量)都是年尺度数据, 因此, TECO-R 模型碳的分配与转换的参数都是基于年尺度. 但基于遥感数据的光能利用率子模型采用月尺度, 它的输入为月平均 NDVI、温度、降水与太阳辐射, 输出为月平均 NPP, 在此基础上得到年 NPP, 然后在相关的碳库中进行分配.

1.2 数据

本研究使用的观测数据集共有 13 个: 3 个 NPP 数据集[26](叶 NPP、茎 NPP、根 NPP), 各包含 228 个数据点; 5 个生物量数据集[26](叶生物量、茎生物量、3 个地下层的根生物量), 各包含 228 个数据点; 2 个由中国生态系统研究网络数据共享系统提供的凋落物数据集(细凋落物与粗凋落物), 各包含 10 个数据点; 3 个地下层的土壤有机碳数据集[27,28], 各包含 62 个数据点. 在研究中, NPP、生物量、土壤有机碳等 11 个观测数据集用于参数反演, 而细凋落物与粗凋落物数据集的数据点较少, 它们主要作为反演参数可靠性的验证数据. 各观测数据的空间分布如图 2 所示. 为了估算平衡状态下的碳周转时间, 在参数反演时选取的均是受人类活动影响较小的成熟林样点, 这些样点的林龄除了落叶阔叶林大于 80 年外, 其余四种森林类型样点的林龄均大于 100 年.

用于本研究的其它辅助的空间数据包括: (1) 1982~1999 年全国 8 km 分辨率 AVHRR-NDVI 月平均数据(Data and Information Services Center of Goddard Earth Science); (2) 1 km 分辨率的月平均总辐射、温度、降水气候数据集[29]; (3) 1:1400 万《中国土壤质地图》[30]; (4) 1:400 万植被图(地球系统科学数据共享网 http://www.geodata.cn). 所有的辅助数据在预处理中经过几何配准并重采样到相同的地理投影和相同的空间分辨率(0.08°). 考虑到不同森林样点的观测数据在时间上的细微差异, 同时为了消除气候因素年际波动性对 NPP 和生物量模拟的影响, 本研究中遥感数据与气候观测数据均采用多年月平均值.

1.3 参数估计

参数的反演基于加权最小二乘法则, 即在参数空间中搜索最优参数使得基于最优参数的模拟结果与观测数据集之间的总误差最小. 考虑到不同植被

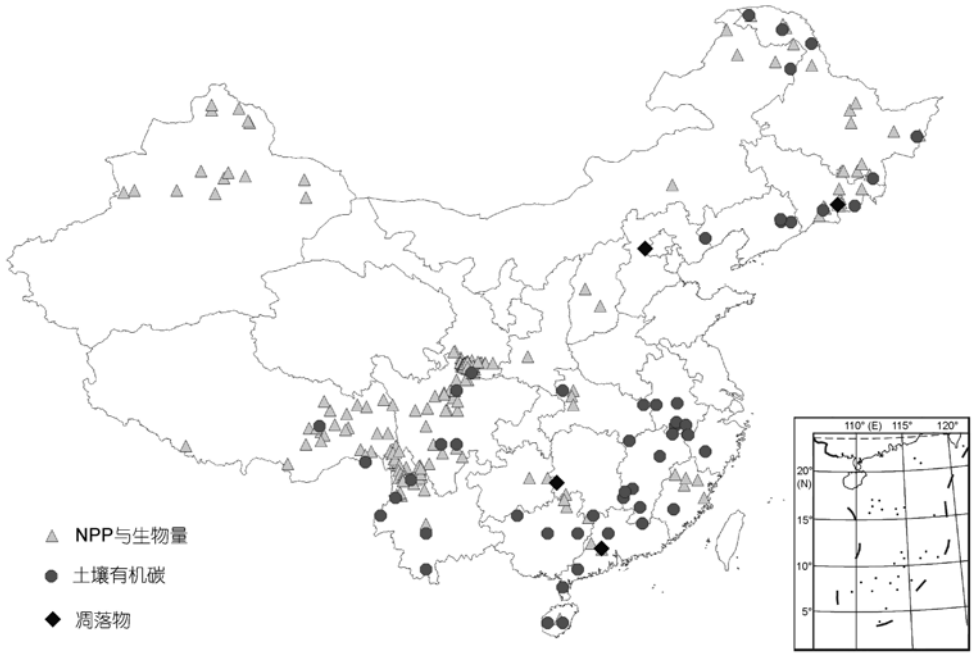

图 2 用于参数反演的观测数据的类型及空间分布示意图

类型的差异, 参数估计算法针对 5 种森林类型分别进行. 给定森林类型, 针对某一个观测数据集(*m*)的偏代价函数(partial cost function) j_m 定义为该数据集各观测数据点与对应的模拟值的总偏差:

$$j_m = \sum_{n=1}^{N_m} [y_{nm} - \hat{y}_{nm}(x_n, \mathbf{a})]^2, \tag{15}$$

式中 y_{nm} 是第 m 个数据集中第 n 个数据点的观测值; $\hat{y}_{nm}(x_n, \mathbf{a})$ 是对应数据点的模拟值. N_m 是第 m 个观测数据集的数据点个数; x_n 为第 n 个数据点所在的空间格点的驱动数据向量, 包括 NDVI、太阳辐射、温度、降水以及土壤质地等; **a** 为待反演的参数向量: $\mathbf{a} = \{\varepsilon^*, \alpha_L, \alpha_W, \alpha_R, \xi_{R_1}, \xi_{R_2}, \xi_{R_3}, \tau_L, \tau_W, \theta_F, \theta_C, \eta, \tau_{R_1}, \tau_{R_2}, \tau_{R_3}, \tau_F^*, \tau_C^*, \tau_{S_1}^*, \tau_{S_2}^*, \tau_{S_3}^*, \theta_{S_1}, \theta_{S_2}\}$, 各参数的含义如表 1 所示. 对于某个特定的观测数据集来说, 它包含了一个或多个相关参数的约束信息. 例如, 叶的NPP观测数据集可以直接用于约束参数 ε^*, α_L, τ_L 等的取值. 如果同时使用所有的观测数据集, 则 22 个参数均可以在一定程度上得到有效约束, 从而反演出最优的参数向量 **a**. 在这种情况下, 针对于所有的观测数据集的总的代价函数(integrated cost function)*J* 可以表示为

$$J = \sum_{m=1}^{M} \lambda_m \left\{ \sum_{n=1}^{N_m} [y_{nm} - \hat{y}_{nm}(x_n, \mathbf{a})]^2 \right\}, \ m = 1, 2, \cdots, M, \tag{16}$$

式中 M 为用于参数反演的观测数据集个数, λ_m 是偏代价函数(j_m)的权重因子, 它是各观测数据集的方差的倒数[9].

为了保证反演得到的最优参数向量具有全局最优性, 本研究采用遗传算法来搜索最优参数向量[31], 其基本算法为: (ⅰ) 随机给定参数向量 **a** 的初始值; (ⅱ) 应用遗传算法(选择、杂交、突变)产生新的参数向量 **a**; (ⅲ) 基于给定的参数向量, 利用式(2)~(11)计算平衡状态下(即 $dq_i/dt = 0, i$ 表示图 1 中的各个碳库)的根茎叶的 NPP 及各碳库大小, 并与相应的观测数据结合计算偏代价函数(j_m); (ⅳ) 计算总的代价函数(J); (ⅴ) 判断参数搜索中止条件(100 次连续演化的总的代价函数的变化值小于 0.001%). 如果满足中止条件, 则搜索过程结束, 否则转入步骤(ii)继续搜索.

在反演得到的各碳库周转时间及相关的碳分配系数的基础上, 结合温度与水分影响因子的空间格局, 根据式(17)可以估算出碳循环平衡状态下森林生态系统的平均碳周转时间[11]:

$$\begin{aligned}\tau_E = {} & \alpha_L(\tau_L + \tau_F) + \eta\alpha_W\tau_F + \alpha_W(\tau_W + \tau_C) \\ & + \alpha_R[\xi_{R_1}(\tau_{R_1} + \tau_{S_1}) + \xi_{R_2}(\tau_{R_2} + \tau_{S_2}) + \xi_{R_3}(\tau_{R_3} + \tau_{S_3})] \\ & + F_1\tau_{S_1} + F_2\theta_{S_1}\tau_{S_2} + F_3\theta_{S_2}\tau_{S_3},\end{aligned} \tag{17}$$

其中:

$$\begin{aligned}F_1 &= \theta_F(\alpha_L + \eta\alpha_W) + \theta_C\alpha_W, \\ F_2 &= \alpha_R\xi_{R_1} + F_1, \\ F_3 &= \alpha_R\xi_{R_2} + \theta_{S_1}F_2.\end{aligned} \tag{18}$$

在参数估计时, 本研究通过随机数方法产生 30 个随机的初始参数集, 并利用优化算法搜索得到 30 个最优参数集, 在此基础上计算最优参数的标准差. 最优参数的标准差所反映的不确定性决定于模型误差、观测数据误差以及数据-模型融合技术的共同影响[13].

1.4 敏感性分析

由于缺乏生态系统 NPP、生物量及土壤有机碳等观测数据的完整的时间序列数据, 当前还很难在区域尺度上估算非平衡状态下的碳周转时间[32]. 为了评价非平衡状态下生态系统碳周转时间估算与平衡状态下估算的偏差, 本研究以常绿阔叶林为案例进行了非平衡状态下碳周转时间反演的敏感性分析. 在敏感性分析中假设森林生态系统表现为碳汇, 即通过 NPP 进入到生态系统的碳大于通过异养呼吸返回给大气的碳. 为了分析不同的碳汇强度(即偏离平衡态的程度)对碳周转时间估算的影响, 在敏感性分析中将碳汇强度分为 5 种情景, 即碳汇量分别为年平均 NPP 的 2%, 6%, 10%, 15%, 20%, 在此基础上估算相应的非平衡状态下的碳周转时间, 并与平衡条件下的值进行比较.

此外, 由于观测数据的测量误差大小直接影响参数反演的精度[19], 因此, 本研究同样以常绿阔叶林为案例对观测数据的测量误差的潜在影响做了相应的敏感性分析, 以评价不同观测数据集的观测误差的影响范围及程度. 本文共进行了 8 种观测误差情景下的敏感性分析, 在每一种情景下假设只有一个观测数据集的数据被高估了 20%, 而其他观测数据集假设不存在观测误差. 这 8 种情景所包含的观测数据集分别为: (1) 叶 NPP; (2) 茎 NPP; (3) 根 NPP; (4)

叶生物量; (5) 茎生物量; (6) 0~20 cm 土壤有机碳; (7) 20~50 cm 土壤有机碳; (8) 50~100 cm 土壤有机碳.

2 结果

2.1 模拟与观测数据的比较

为了评价模型结构和反演算法的有效性, 本研究对模型模拟的结果与观测量数据进行了比较和验证. 结果的验证从两个层面进行: 其一是如果模型结构和参数反演的算法合理, 则将反演所得的 22 个最优参数应用于过程模型(TECO-R), 则该模型模拟的 NPP、生物量、土壤有机碳的值与相应的 11 个观测数据集的数据应该具有良好的一致性; 其二是虽然在参数反演时, 粗凋落物与细凋落物这 2 个观测数据集并没有直接用作参数反演的约束条件, 但如果模型与算法合理, 则基于 NPP、生物量和土壤有机碳等其他相关数据集反演的凋落物的周转时间应该与基于凋落物观测数据直接估算的值(凋落物现存量/年凋落物量)具有一致性.

结果表明当反演得到的最优参数应用于 TECO-R 过程模型时, 模型模拟的 NPP、生物量、土壤有机碳与 11 个观测数据的结果接近(图 3), 这表明基于数据-模型融合方法和中国生态系统的观测数据得到 TECO-R 模型, 能很好地模拟中国森林生态系统的碳循环过程. 此外, 反演结果表明, 尽管凋落物观测数据没有用于参数反演过程, 但基于 TECO-R 模型与其他 11 个观测数据集反演出的凋落物周转时间与基于观测数据直接估算的周转时间(凋落物现存量/年凋落物量)具有很好的一致性(图 4). 这体现了数据-模型融合方法反演参数的优势, 即它不仅能反演与观测数据直接相关的参数, 而且在过程模型的支持下也能有效反演其他间接相关的参数.

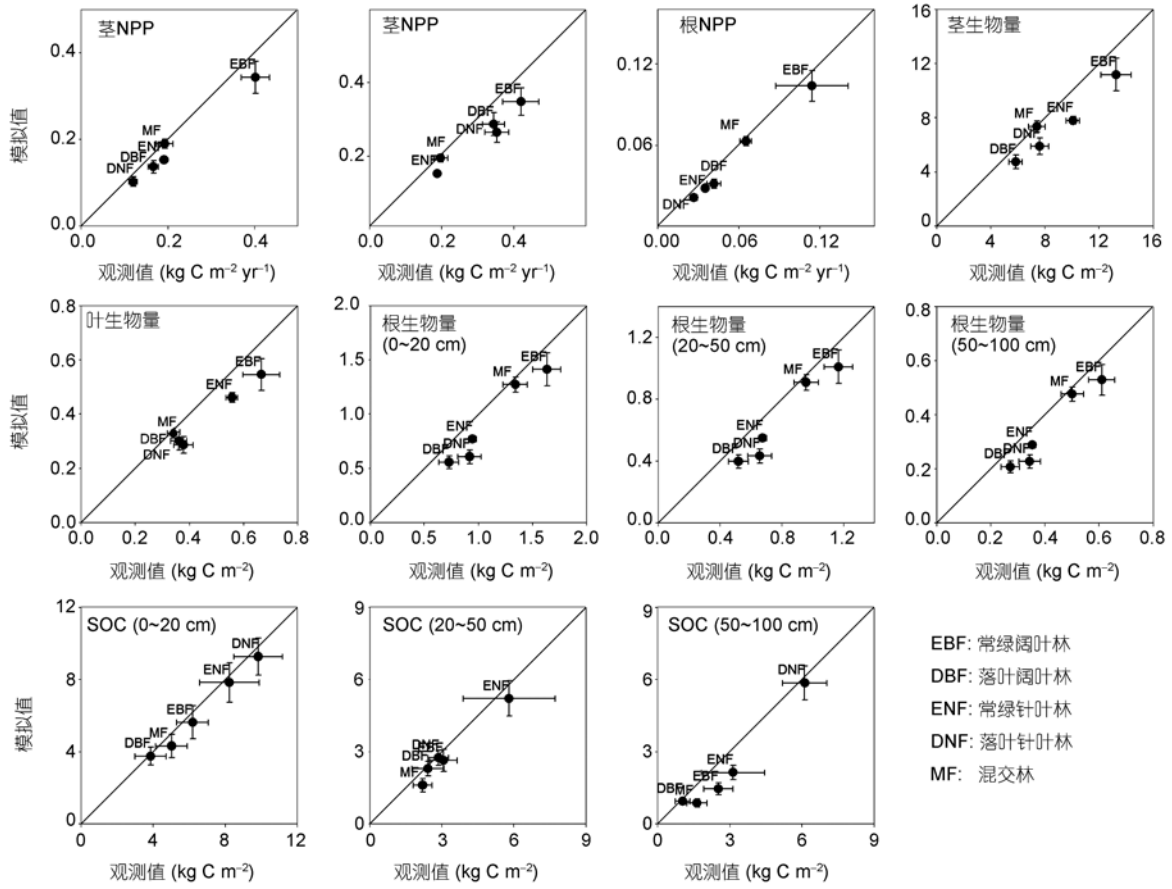

图 3 基于优化参数的 TECO-R 模型的模拟值(NPP、生物量、土壤有机碳)与观测值的比较

图中各点为每种植被类型的均值, 水平与垂直方向的误差棒分别为观测值和模拟值的标准误

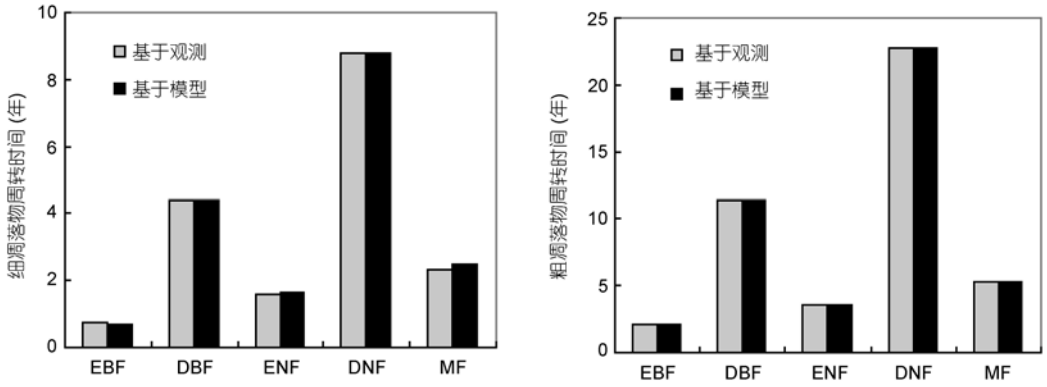

图 4　基于 TECO-R 模型反演的凋落物周转时间(τ_F, τ_C)与基于站点观测数据估算值(凋落物现存量/年凋落物量)的对比

2.2　最大光能利用率

由于植被的最大光能利用率参数(ε^*)直接影响着进入生态系统的碳量, 它不仅反映了森林生态系统生产力的大小, 而且影响着后续的碳循环过程, 因此, 最大光能利用率是一个非常重要的参数. 反演分析表明(表 2, 图 5): 常绿阔叶林的潜在最大光能利用率(ε^*)最大, 达到 1.20 g C MJ^{-1}; 其次是落叶阔叶林与落叶针叶林(0.57 g C MJ^{-1}); 而常绿针叶林与混交林的值最小, 分别为 0.44 和 0.47 g C MJ^{-1}. 与其他研究结果的比较表明: 本研究基于 NPP、生物量、土壤有机碳等观测值反演得到的不同植被的最大光能利用率的相对大小与 Running 等[33]基于生理生态过程方法得到的值, 以及朱文泉等[34]基于单纯的 NPP 观测值统计得到的值具有很好的一致性(表 2), 即不同植被类型的最大光能利用率的相对大小均表现为常绿阔叶林最大, 落叶阔叶林和落叶针叶林居中, 混交林和常绿针叶林最小.

但从最大光能利用率的数量上看, 除常绿阔叶林外, 本文反演得到的值与基于单纯的 NPP 观测值估算的ε^*更为接近(表 2). 对常绿阔叶林而言, 本文与朱文泉等[34]估算的ε^*差异较大. 本研究反演的ε^*的值为 1.20, 明显大于朱文泉等[34]的 0.985, 而与彭少麟等[35]估算的 1.25 g C MJ^{-1} 和 Running 等[33]的 1.259 g C MJ^{-1} 更为接近. 由于常绿阔叶林广泛分布在华南地区, 这一结果也支持了彭少麟等[35]的结论, 即如果使用 CASA 模型缺省值(ε^*=0.389 g C MJ^{-1})[20,21], 将使基于 CASA 模型模拟的常绿阔叶林的 NPP 量明显偏低.

2.3　植物、凋落物、土壤碳周转时间

反演结果表明(图 5), 5 种森林生态系统叶的平均碳周转时间介于 1.05~2.98 年, 其中落叶阔叶林与落叶针叶林最小(分别为 1.05 和 1.13 年), 常绿针叶林最大(2.98 年), 常绿阔叶林与混交林居中(分别为 1.63 和 1.70 年); 5 种森林生态系统茎的平均碳周转时间介于 32.14~56.64 年, 其中常绿阔叶林与落叶阔叶林最小(32.14~34.57 年), 而常绿针叶林与落叶针叶林最大(51.42~56.64 年), 混交林居中(38.36 年).

5 种森林生态系统根的碳周转时间的反演表明(图 5), 常绿阔叶林与落叶阔叶林根的周转时间最小, 其中上层土壤(0~20 cm)根的周转时间分别为 25.60 与 33.81 年, 中层土壤(20~50 cm)根的周转时间分别为 32.84 和 33.99 年, 底层土壤(50~100 cm)根周转时间为 33.38 和 59.96 年. 常绿针叶林与落叶针叶林的根周转时间最大, 其中上层分别为 55.79 和 56.79 年, 中层分别为 56.08 和 56.65 年, 底层分别为 57.25 和 57.82 年. 混交林根周转时间居中, 从上到下各层根周转时间分别为 37.64, 43.67 及 72.75 年.

不同森林类型的温度与湿度校正后的凋落物周转时间和土壤有机碳周转时间如图 5 所示. 其中, 反演得到的细凋落物的周转时间(τ_F^*)介于 0.27~1.42 年(图 5), 常绿阔叶林与常绿针叶林的值最小(分别为 0.27 和 0.29); 落叶针叶林的值最大(1.42 年); 而落叶阔叶林与混交林的值居中(分别为 0.91 和 0.90 年). 反演得到的粗凋落物的温度与湿度校正后的周转时间(τ_C^*)同样表现为常绿阔叶林与常绿针叶林最小(分别为 0.65 与 0.68 年); 落叶针叶林最大(2.94 年); 而落叶阔叶林和混交林居中(分别为 1.89 与 1.53 年). 温度与湿度校正后的不同土壤深度的土壤有机碳的周转时间($\tau_{S_1}^*$, $\tau_{S_2}^*$, $\tau_{S_3}^*$)显著高于凋落物周转时间(图 5), 它

表 2　不同研究的最大光能利用率(g C MJ^{-1})比较

	本研究 a)	朱文泉等[34]b)	彭少麟等[35]	Running 等[33]c)
常绿阔叶林(EBF)	1.20	0.985	1.25	1.259
落叶阔叶林(DBF)	0.57	0.692		1.044
常绿针叶林(ENF)	0.44	0.389		1.008
落叶针叶林(DNF)	0.57	0.485		1.103
混交林(MF)	0.47	0.475		

a) 综合了 NPP、生物量、土壤有机碳等多种相关的观测数据, 并在碳循环过程模型(TECO-R)的支持下从碳循环系统的一致性角度综合考虑, 从而部分消除了遥感数据与观测数据在空间尺度上的不一致性; b) 基于单纯的 NPP 观测数据的统计方法, 考虑了植被分类精度的可能影响; c) 基于生理生态过程模型(BIOME-BGC)

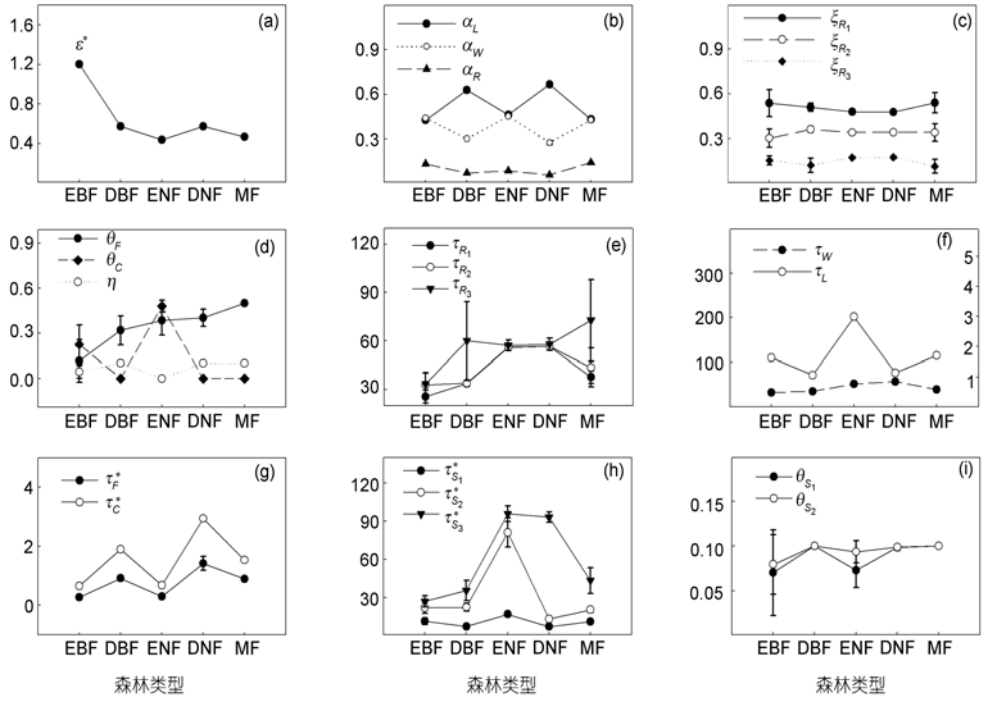

图 5　基于 TECO-R 模型和遗传算法反演得到的 5 种森林生态系统 22 个最优参数值及标准差

图中各符号的含义及单位参见表 1

们上层、中层与底层的值分别为 7.21~16.94, 13.13~81.21, 26.99~95.86 年. 对于上层土壤而言, 落叶阔叶林与落叶针叶林的值最小(分别为 7.38 和 7.21 年), 常绿针叶林最大(16.94 年). 对于中层土壤而言, 落叶针叶林的值最小(13.13 年), 常绿阔叶林、落叶阔叶林及混交林居中(分别为 22.02, 22.47 及 20.45 年), 而常绿针叶林最大(81.21 年). 对于底层土壤而言, 常绿阔叶林最小(26.99 年), 落叶阔叶林与混交林次之(分别为 35.62 和 43.15 年), 而常绿针叶林最大(93.15 年).

由于影响凋落物和土壤有机碳分解的温度和土壤湿度在空间分布上存在显著的差异性, 因此, 它们实际的周转时间(τ_k)与温度湿度校正后的值(τ_k^*)存在明显的差异. 如果同时考虑温度和湿度对有机质分解的影响(式(12)~(14)), 五种森林类型的细凋落物的实际的碳周转时间介于 0.71~8.80 年之间(图 4). 其中落叶针叶林与落叶阔叶林的值最大(分别为 8.80 与 4.38 年), 常绿阔叶林与常绿针叶林最小(分别为 0.71 与 1.65 年), 混交林居中(2.50 年). 5 种森林类型的粗凋落物实际的平均碳周转时间介于 2.07~22.76 年之间. 尽管同一种植被类型下的粗凋落物周转时间显著大于细凋落物周转时间, 但不同森林类型之间粗、细凋落物周转时间的相对大小具有一致性, 即落叶针叶

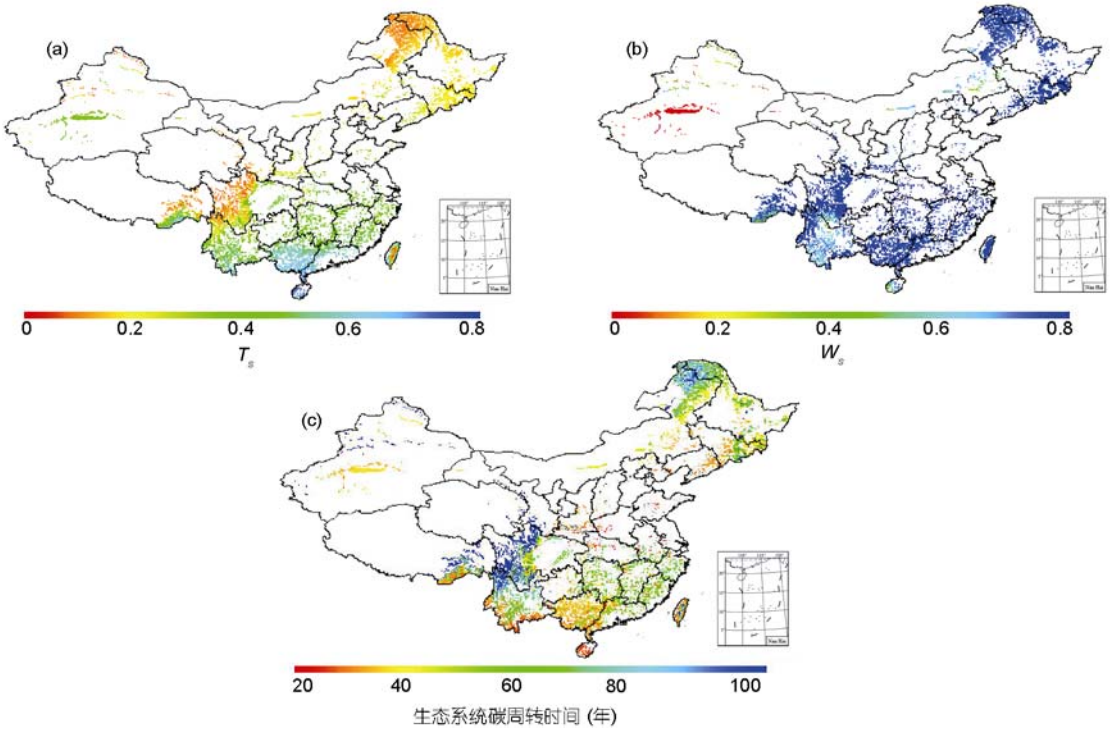

图 6　生态系统碳周转时间的空间分布

林>落叶阔叶林>混交林>常绿针叶林>常绿阔叶林.

2.4　森林生态系统碳周转时间的空间分布

反演的结果表明, 中国森林生态系统(植被+凋落物+土壤)的平均碳周转时间存在很大的空间异质性, 其值大多在 24~100 年之间变化, 而绝大多数值介于 24~70 年之间(图 6). 受森林类型、温度影响因子(T_s)、湿度影响因子(W_s)等因素的空间差异的影响, 随着纬度的升高, 森林生态系统的碳周转时间总体上具有增大的趋势. 从空间分布看, 由于森林生态系统整体上水分条件较好, 因此, 温度对中国森林生态系统碳周转时间的影响更为明显.

综合考虑温度与湿度空间差异的情况下, 不同森林生态系统碳周转时间的统计结果表明: 落叶针叶林与常绿针叶林的平均周转时间最大, 其均值分别为 73.8 年(变化范围为 48.3~172.6 年)与 71.3 年(变化范围为 52.5~425.5 年); 其次是混交林与落叶阔叶林, 其均值分别为 38.1 年(变化范围为 33.9~162.7 年)与 37.3 年(变化范围为 24.2~103.6 年); 而常绿阔叶林的平均碳周转时间最小, 其均值为 31.7 年(变化范围为 27.4~221.8 年). 从全国来看, 5 种森林生态系统碳周转时间总的平均值为 57.8 年(变化范围为 24.2~425.5 年).

2.5　敏感性分析

非平衡状态下的碳周转时间反演的敏感性分析表明(图 7): 当森林生态系统处在非平衡状态, 且其碳汇量分别为 NPP 总量的 0~20%时, 反演的生态系统的碳周转整体上具有增大的趋势. 也就是说, 当生态系统表现为碳汇时, 基于碳循环平衡假设在一定程度上会导致反演的生态系统碳周转时间偏低. 然而, 如果不存在快速的土地覆盖变化和影响显著的扰动因素(如森林火灾等), 生态系统的碳汇量占 NPP 的比例通常较小. 如方精云等[3]的研究表明, 中国常绿阔叶林的碳汇效率(即每单位 NPP 所产生的碳汇量)仅为 2.6%. 按照该碳汇量级估算的常绿阔叶林的碳周转时间比基于假设的平衡状态估算的值偏高约 3%(图 7). 因此, 生态系统碳平衡假设不会显著地改变反演的生态系统碳周转时间的空间格局.

观测数据误差对反演参数影响的敏感性分析表明, 当观测到的 NPP、生物量、土壤有机碳增加 20%时, 代价函数 J 以及大多数的参数变化不大(通常小于 5%)(图 8). 此外, 观测数据误差的敏感性分析的结

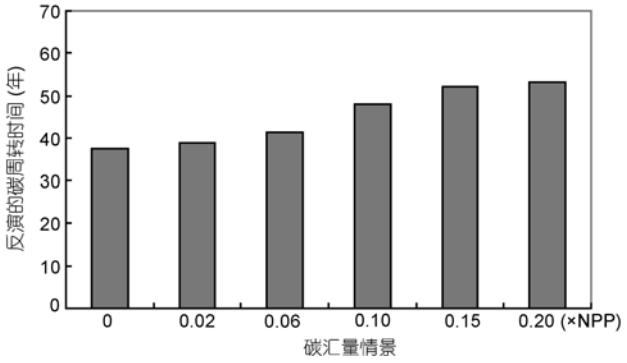

图 7　非平衡状态下反演的常绿阔叶林生态系统碳周转时间的敏感性分析

当碳汇强度分别为 NPP 的 0, 2%, 6%, 10%, 15%, 20%, 反演得到的生态系统碳周转时间随着碳汇量的增加而增大

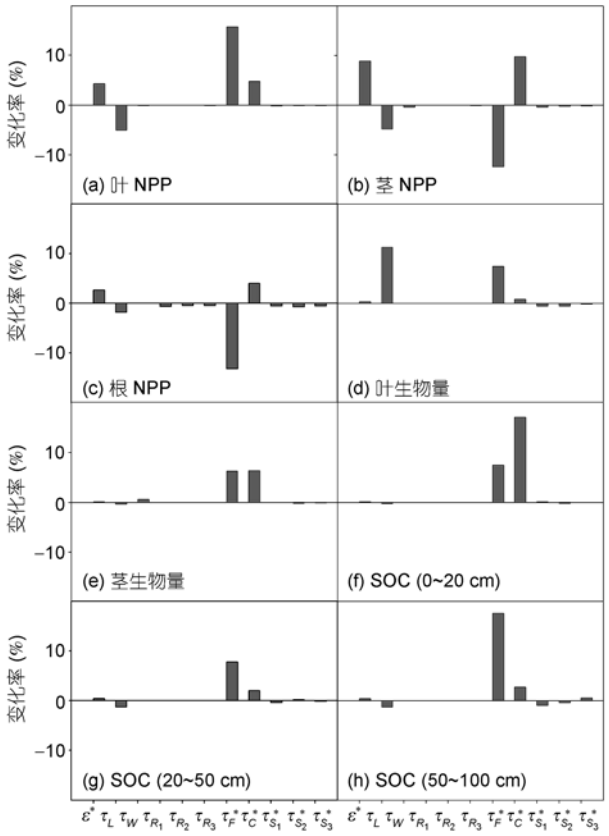

图 8　观测值误差对参数反演影响的敏感性分析

每个情景对应一种数据集的观测误差(高估 20%), 这 8 个情景分别为: (a) 叶 NPP; (b) 茎 NPP; (c) 根 NPP; (d) 叶生物量; (e) 茎生物量; (f) SOC (0~20 cm); (g) SOC (20~50 cm); (h) SOC (50~100 cm). 由于代价函数值(J)及参数ξ_{R_1}, ξ_{R_2}和ξ_{R_3}变化很小, 它们没有显示在图上

果还表现出以下两个显著的特征: (1) 从单个参数的敏感性来看, 某观测数据集的误差对受其直接约束的参数的影响最大. 如 NPP 中叶的分配系数(α_L)与周转时间(τ_L)对叶的 NPP 观测值比较敏感, 而土壤有机碳的周转时间(τ_S^*)对于土壤有机碳的观测值的变化较为敏感; (2) 由于凋落物的观测数据没有直接用于参数反演过程(即直接约束凋落物周转时间的观测数据缺失), 导致反演的凋落物周转时间(τ_F^*与τ_C^*)在 8 种情景中具有相对较大的敏感性(图 8).

3　讨论

当生态系统某一碳库的储量与通量均为可直接测量的数据时, 该碳库的周转时间通常可以由其储量和通量的比值来估算[17]. 虽然本研究采用反问题研究方法, 基于生态系统碳循环模型, 以生态系统观测的碳储量和通量作为约束条件来反演不同碳库的周转时间, 但它们估算的碳周转时间与基于观测的碳储量和通量的估算结果具有很好的一致性. 如根据图 2 中叶的观测数据[26]估算的 5 种森林类型的叶周转时间分别为 1.59, 1.05, 2.97, 1.07 和 1.73 年, 而本研究采用数据-模型融合方法反演的值分别为 1.60, 1.05, 2.98, 1.13 和 1.70 年, 两者具有很好的一致性. 同样, 采用图 2 中茎的观测数据[26]直接估算的 5 种森林的茎的碳周转时间分别为 33.02, 35.02, 52.77, 63.40 和 38.53 年, 与本研究的反演的值 32.14, 34.57, 51.42, 56.64 和 38.36 年, 同样具有很好的一致性. 正因为数据-模型融合方法能够有效地挖掘不同观测数据集中所包含的关键参数的信息, 这使得反演获得的最优参数能够很好地模拟中国森林生态系统的碳循环过程(如图 3).

虽然有些碳库的周转时间可以通过常规的观测数据直接估算, 但采用数据-模型融合方法反演参数具有相当大的优势. 这些优势主要表现在三个方面: 其一是野外直接观测的碳储量和碳通量的数据通常是有限的, 有些碳库的相关数据甚至很难直接观测, 这使得常规方法很难估算这些碳库的周转时间. 但数据-模型融合方法不同, 它利用了碳循环机理模型和其他多种观测数据的信息, 从而可以在一定程度上揭示这些碳库的周转时间[19]; 其二是要正确理解生态系统碳循环过程和环境变化(如全球暖化)之间的反馈关系, 不仅需要了解某碳库的周转时间, 而且需要了解与之相关的碳的分配系数, 但有些分配系

数通过观测很难直接估算, 只有采用数据-模型融合的方法[9,12]; 其三是观测数据通常具有一定的观测误差, 而数据-模型融合方法会综合评价所有的观测数据, 使系统的模拟结果与所有观测结果总的偏差最小, 从而避免了某个观测误差显著地影响系统的模拟值, 因而有助于从机理上理解碳循环动态规律和更准确地进行预测.

4 结论

本文采用了区域尺度的生态系统碳循环过程模型(TECO-R), 结合遗传算法, 反演了中国森林生态系统碳周转时间的空间分布. 结果表明: (1) 数据-模型融合技术能有效反演中国森林生态系统碳循环过程模型中的关键参数, 从而很好地模拟中国森林生态系统的碳循环过程; (2) 中国森林生态系统的碳周转时间存在很大的空间异质性, 大多数空间格点的值介于 24~70 年之间; (3) 对于不同的森林类型而言, 落叶针叶林与常绿针叶林的平均周转时间最大, 其次是混交林与落叶阔叶林, 而常绿阔叶林的值最小; (4) 在全国尺度上, 各种森林生态系统总的碳周转时间的均值为 57.8 年.

致谢 两位匿名评审专家提供了建设性修改意见, 中国生态系统研究网络数据共享系统、地球系统科学数据共享网、中国科学院地理科学与资源研究所王绍强研究员提供了数据支持, 在此一并致谢.

参考文献

1 Solomon S, Qin D H, Manning M, et al. Climate Change 2007: The Physical Science Basis. New York: Cambridge University Press, 2007
2 Young L M. Carbon sequestration in agriculture: The U.S. policy context. Am J Agr Econ, 2003, 85: 1164—1170
3 方精云, 郭兆迪, 朴世龙, 等. 1981~2000 年中国陆地植被碳汇的估算. 中国科学 D 辑: 地球科学, 2007, 37: 804—812
4 Andrasko K. Climate Change and Global Forests: Current Knowledge of Potential Effects, Adaption and Mitigation Options. FAO Forestry Department, Rome, 1990
5 Brown S, Sathaye J, Cannell M, et al. Management of forests for mitigation of greenhouse gas emissions. In: Watson R T, Zinyowera M C, Moss R H, eds. Climate Change 1995: Impacts, Adaptations and Mitigation of Climate Change. Cambridge: Cambridge University Press, 1996. 773—798
6 Cannell M G R, Milne R, Haigreaves K J, et al. National inventories of terrestrial carbon sources and sinks: The UK experience. Clim Change, 1999, 42: 505—530
7 戴民汉, 翟惟东, 鲁中明, 等. 中国区域碳循环研究进展与展望. 地球科学展, 2004, 2: 120—130
8 Canadell J G, Corinne L Q, Raupach M R, et al. Contributions to accelerating atmospheric CO_2 growth from economic activity, carbon intensity, and efficiency of natural sinks. Proc Natl Acad Sci, 2007, 104: 18866—18870
9 Luo Y, White L, Josep G, et al. Sustainability of terrestrial carbon sequestration: A case study in Duke Forest with inversion approach. Glob Biogeochem Cycle, 2003, 17: 1021, doi: 10.1029/2002GB001923
10 Luo Y, Wu L, Andrews A, et al. Elevated CO_2 differentiates ecosystem carbon processes: Deconvolution analysis of Duke forest FACE data. Ecol Monogr, 2001, 71: 357—376
11 Barrett D J. Steady state turnover time of carbon in the carbon in the Australian terrestrial biosphere. Glob Biogeochem Cycle, 2002, 16: 1108, doi: 10.1029/2002GB001860
12 Xu T, White L, Hui D, et al. Probabilistic inversion of a terrestrial ecosystem model: Analysis of uncertainty in parameter estimation and model prediction. Glob Biogeochem Cycle, 2006, 20: GB2007, doi: 10.1029/2005GB002468
13 Zhou T, Luo Y. Spatial patterns of ecosystem carbon residence time and NPP-driven carbon uptake in the conterminous United States. Glob Biogeochem Cycle, 2008, 22: GB3032, doi: 10.1029/2007GB002939
14 Hicke J A, Asner G P, Randerson J T, et al. Trends in North American net primary productivity derived from satellite observations, 1982—1998. Glob Biogeochem Cycle, 2002, 16: 1018, doi: 10.1029/2001GB001550
15 Nemani R R, Keeling C D, Hashimoto H, et al. Climate-driven increases in global terrestrial net primary production from 1982 to 1999. Science, 2003, 300: 1560—1563
16 Piao S, Fang J, Zhou L M, et al. Changes in vegetation net primary productivity from 1982 to 1999 in China. Glob Biogeochem Cycle, 2005, 19: GB2027, doi: 10.1029/2004GB002274
17 Vogt K A, Vogt D J, Palmiotto P A, et al. Review of root dynamics in forest ecosystems grouped by climate, climatic forest type and species.

18 Gaudinski J B, Trumbore S E, Davidson E A, et al. The age of fine-root carbon in three forests of the eastern United States measured by radiocarbon. Oecologia, 2001, 129: 420—429
19 Raupach M R, Rayner P J, Barrett D J, et al. Model-data synthesis in terrestrial carbon observation: Methods, data requirements and data uncertainty specification. Glob Change Biol, 2005, 11: 378—397
20 Potter C S, Randerson J T, Field C B, et al. Terrestrial ecosystem production: A process model based on global satellite and surface data. Glob Biogeochem Cycle, 1993, 7: 811—841
21 Field C B, Randerson J T, Malmstrom C M. Global net primary production: Combining ecology and remote sensing. Remote Sens Environ, 1995, 51: 74—88
22 Ruimy A, Saugier B. Methodology for estimation of terrestrial net primary production from remotely sensed data. J Geophys Res, 1994, 97: 18515—18521
23 Randerson J T, Thompson M V, Malmstrom C M, et al. Substrate limitations for heterotrophs: Implications for models that estimate the seasonal cycle of atmospheric CO_2. Glob Biogeochem Cycle, 1996, 10: 585—602
24 Schimel D S, Braswell B H, Holland E A, et al. Climatic, edaphic, and biotic controls over storage and turnover of carbon in soils. Glob Biogeochem Cycle, 1994, 8: 279—293
25 Parton W J, Schimel D S, Cole C V, et al. Analysis of factors controlling soil organic matter levels in Great Plains grasslands. Soil Sci Soc Am J, 1987, 51: 1173—1179
26 罗天祥. 中国主要森林类型生物生产力格局及其数学模型. 博士学位论文. 北京: 中国科学院地理科学与资源研究所, 1996
27 Wang S, Zhou C, Li K, et al. Study on spatial distribution character analysis of the soil organic carbon reservoir in China. J Geogr Sci, 2001, 11: 3—13
28 Wang S, Tian H, Liu J, et al. Pattern and change of soil organic carbon storage in China: 1960s—1980s. Tellus Ser B-Chem Phys Meteorol, 2003, 55: 416—427
29 于贵瑞, 何洪林, 刘新安, 等. 中国陆地生态系统空间化信息研究图集——气候要素分卷. 北京: 气象出版社, 2004. 1—317
30 邓时琴. 中国土壤质地图. 见: 中国科学院南京土壤研究所, 主编. 中国土壤图集. 北京: 地图出版社, 1986. 23—24
31 Haupt R L, Haupt S E. Practical Genetic Algorithms. 2nd ed. Hoboken: John Wiley & Sons Publication Inc, 2004
32 White L, Luo Y, Xu T. Carbon sequestration: Inversion of FACE data and prediction. Appl Math Comput, 2005, 163: 783—800
33 Running S W, Thornton P E, Nemani R, et al. Global terrestrial gross and net primary productivity from the earth observing system. In: Sala O, Jackson R, Mooney H, eds. Methods in Ecosystem Science. New York: Springer-Verlag, 2000. 44—57
34 朱文泉, 潘耀忠, 何浩, 等. 中国典型植被最大光利用率模拟. 科学通报, 2006, 51: 701—706
35 彭少麟, 郭志华, 王伯荪. 利用 GIS 和 RS 估算广东植被光利用率. 生态学报, 2000, 20: 903—909