ChinaFLUX第14次通量观测理论与技术培训
——通量仪器观测技术、软件数据分析与研究实例

通量数据与陆地碳循环过程模型的融合

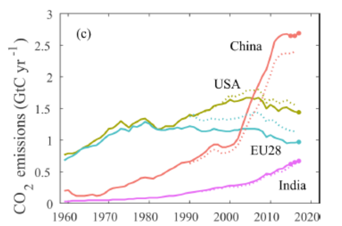
张 黎 何洪林 任小丽 于贵瑞等

中国科学院地理科学与资源研究所
生态系统网络观测与模拟重点实验室

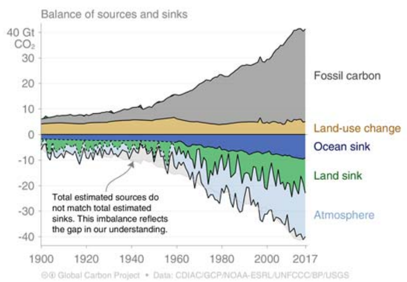
2019年8月8日 北京

陆地生态系统碳循环

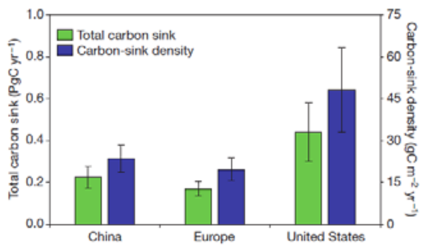
- 陆地碳循环是生态系统研究的核心科学问题。
- 中国陆地碳循环是全球碳循环的重要组成部分。中国既是最大的碳排放国之一，也是重要的碳吸收区域。碳源汇研究是国家应对气候变化的重大科技需求。



碳排放（Global Carbon Budget 2018）

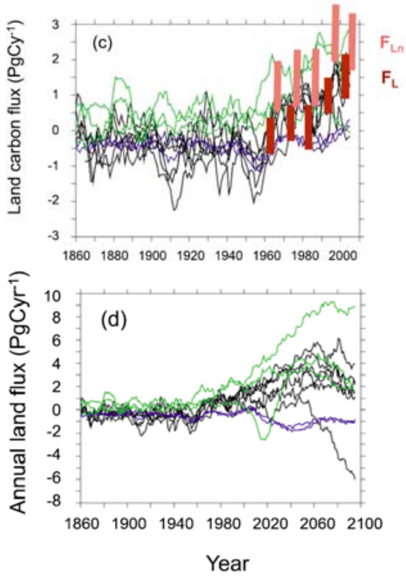


陆地碳收支（Global Carbon Budget 2018）



碳汇 (Piao et al., 2009, Nature)

陆地碳循环模拟仍存在很大不确定性



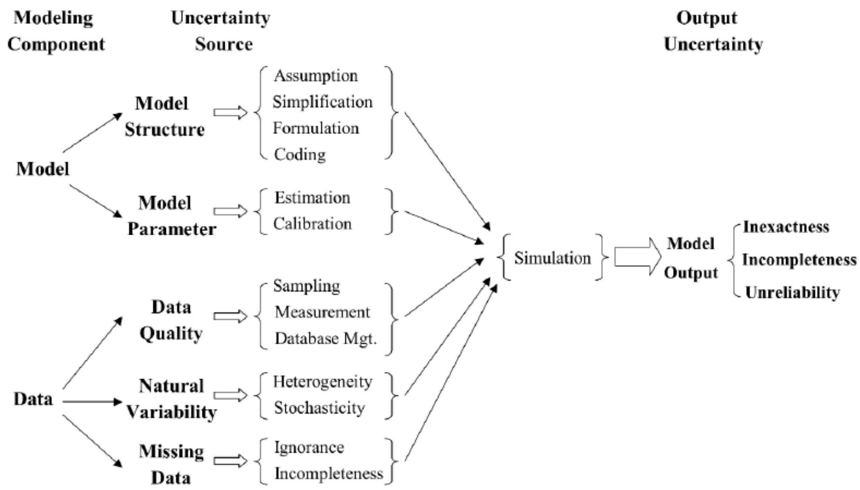
The World Climate Research Programme's phase 5 of the Coupled Model Intercomparison Project (CMIP5)

- CanESM2
- GFDL-ESM2G
- HadGEM2-ES
- IPSL-CM5A-LR
- MIROC-ESM
- MPI-ESM-LR
- CESM1-BGC
- NorESM1-ME
- BCC-CSM-1
- INM-CM4.0
- MRI-ESM1

蓝线：考虑了陆地氮循环(CLM-CN)
绿线：使用已知的土地利用变化排放数据

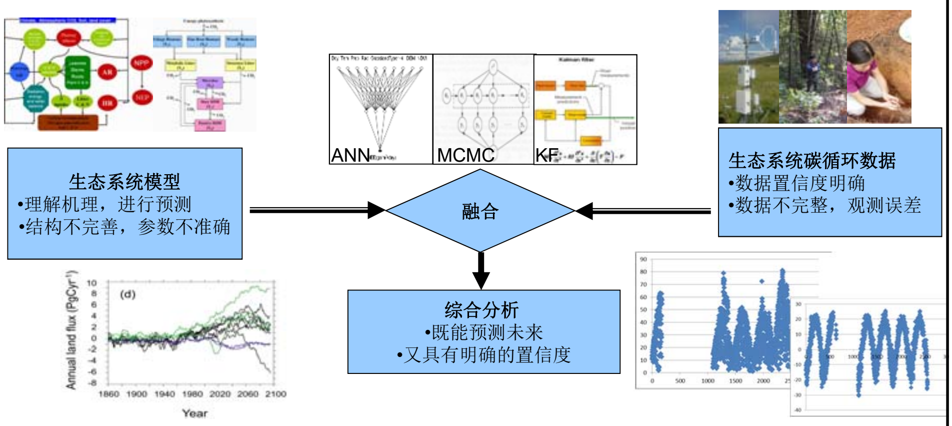
(Friedlingstein et al. 2014)

模拟结果的不确定性来源



(Li and Wu, 2006)

模型—数据融合



观测和模型都不能单独地准确揭示陆地生态系统碳收支的空间分布和变化过程，必须对观测数据和模型进行融合。

模型—数据融合与其他方法的区别

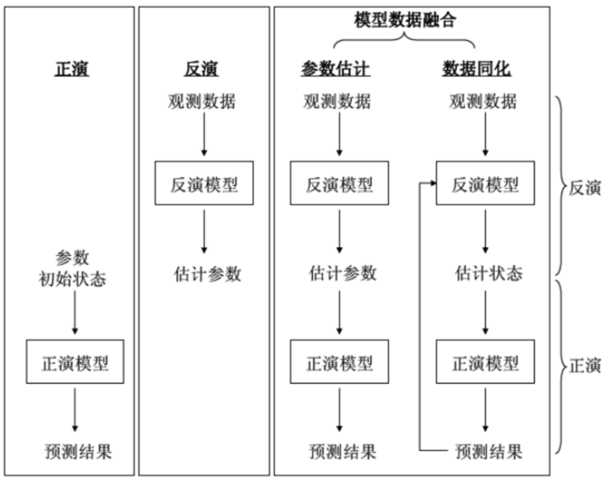


图 1-1 模型数据融合与其他方法的区别示意图

- 充分利用可获得的观测数据
- 通过数学方法调整模型的参数或状态变量
- 使模拟结果与观测数据之间达到一种最佳匹配关系
- 更准确地认识和预测系统状态的变化

碳循环模型

从系统动力学的角度来说，陆地生态系统碳循环模型可以通过碳库的状态空间方程表示为：

碳库等状态变量　气象/土壤等外部变量

连续形式

$$\frac{dX}{dt} = f(x,u,p) + noise$$

模型算子　参数

离散形式

$$x^{n+1} = \varphi(x^n,u^n,p) + noise = x^n + \Delta t \bullet f(x^n,u^n,p) + noise$$

Raupach et al. 2005, *GCB*

融合方法

目标变量 —— **在优化过程中待调整的模型属性**
- **模型参数P**
- **驱动变量u**
- **状态变量初始值x_0**
- **状态变量x**

目标函数 —— **定义模型模拟结果和数据的距离**

$$J(y) = (z-h(y))^T[Cov z]^{-1}(z-h(y)) + (y-\hat{y})^T[Cov \hat{y}]^{-1}(y-\hat{y})$$

搜索方法
- **非顺序方法** —— 最速下降法、共轭梯度法、拟牛顿法、遗传算法、模拟退火法、贝叶斯估计…
- **顺序方法** —— 卡尔曼滤波，…

MCMC (Markov Chain Monte Carlo)

贝叶斯原理

$$p(c \mid Z) = \frac{p(Z \mid c)\, p(c)}{p(Z)}$$

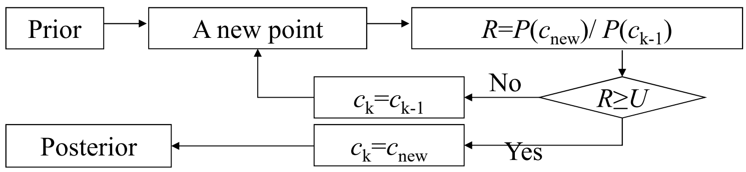
$\rho(c)$ - prior probability density distributions
$\rho(Z)$ - probability of observed data
$\rho(Z \mid c)$ - likelihood function for parameter c

似然函数

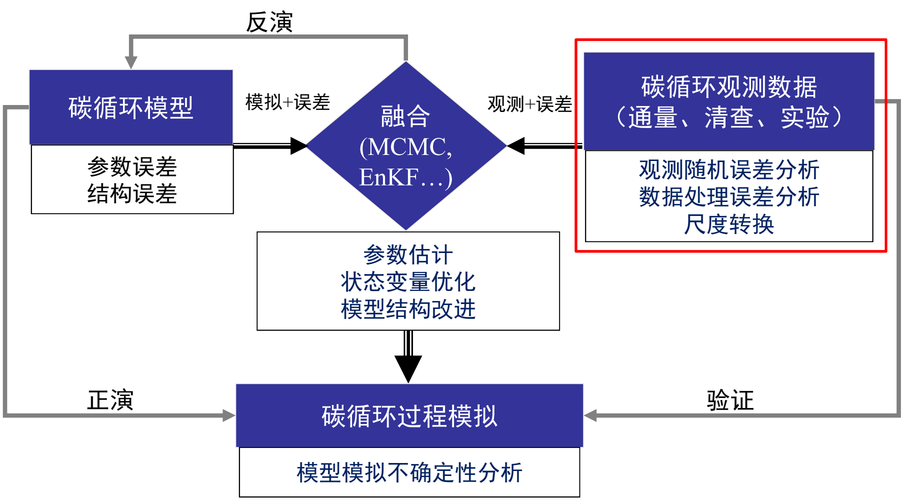
$$P(Z \mid c) \propto \exp\left\{ -\sum_i \frac{1}{2\sigma_i^2} \sum_{t \in obs(Z_i)} (Z_i(t) - Y_i(t))^2 \right\}$$

$Y_i(t)$ - the modeled value at time t
$Z_i(t)$ - the observed value at time t
σ_i^2 - the measurement error variance of each data set

Metropolis-Hastings algorithm



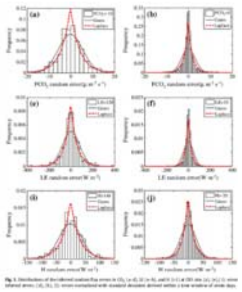
碳循环模型数据融合框架

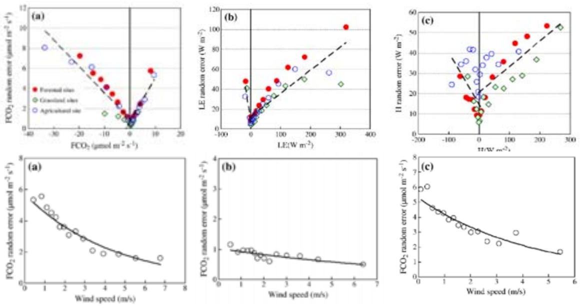


站点尺度通量观测数据不确定性研究

——通量观测数据随机误差的量化

观测数据误差的确定是开展碳循环模型数据融合的基础



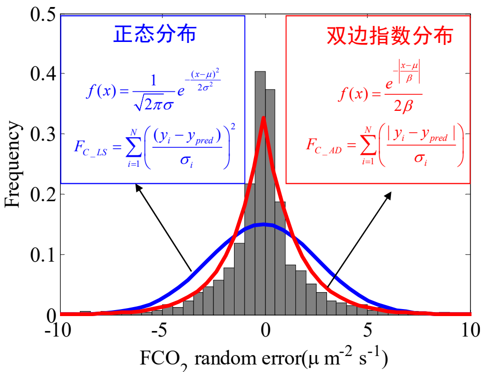


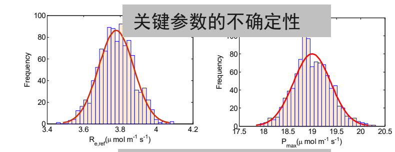
- 通量观测随机误差呈现尖峰厚尾的特征，更多服从双边指数分布
- 因站点和植被类型而异，受环境变量的影响
- 与AmeriFLUX，CarbonEurope在分布、大小上呈现一致性

He,Hl et al., Ecological Informatics. 2010

站点尺度通量观测数据不确定性研究

——碳通量组分拆分过程中两种**参数优化方法的比较**





碳通量组分的不确定性

Table 4 Annual R_{eco}, NEE and GEE estimat…

Year	Flux(g C·m⁻²·a⁻¹)				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	−1548.40±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

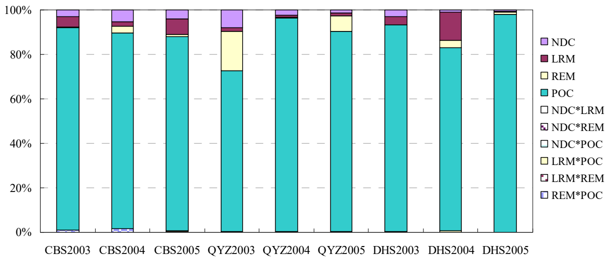
- 最大似然参数优化方法与普通最小二乘参数优化方法模拟的Re、NEE和GEE 结果分别相差12.2%、34.3%和5.4%
- 参数优化方法的选择对CO_2 通量估算的影响高于模型的选择
- 不同时间尺度碳通量组分不确定性大小存在差异

Liu M et al., Science in China Series D: Earth Sciences , 2009

站点尺度通量观测数据不确定性研究

——碳通量数据处理过程中不确定性来源拆分

利用三个ChinaFLUX森林站点的NEE数据,系统探究数据处理过程中夜间数据的校正、插补模型选择和参数优化方法的不确定拆分

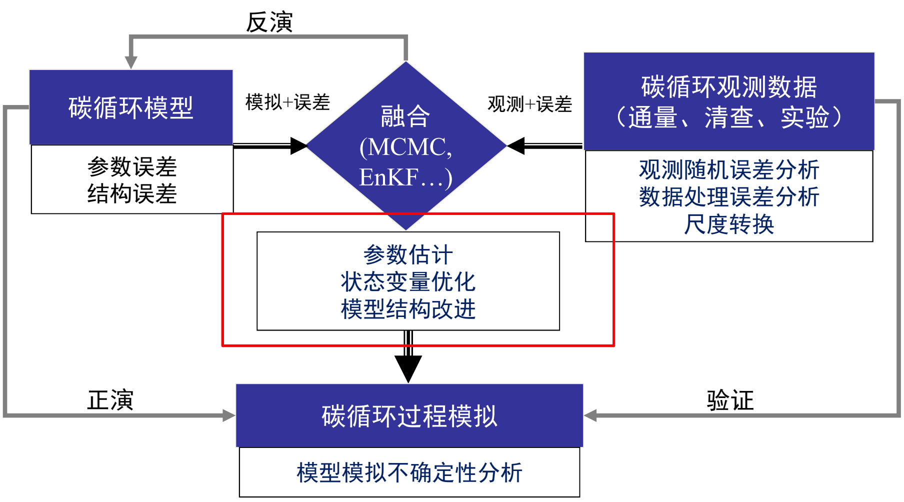


NDC: 夜间数据校正
LRM: 光响应光合方程 (米氏方程和改进版本)
REM: 呼吸方程(Lloyd–Taylor 模型vs. Q10模型)
POC: 参数优化方法 (minimizing the sum of squared deviations vs. minimizing the sum of absolute deviations)

不确定性的主要来源是参数优化方法的选择，其对年NEE不确定性贡献了88.7%

Liu et al., JFR, 2012

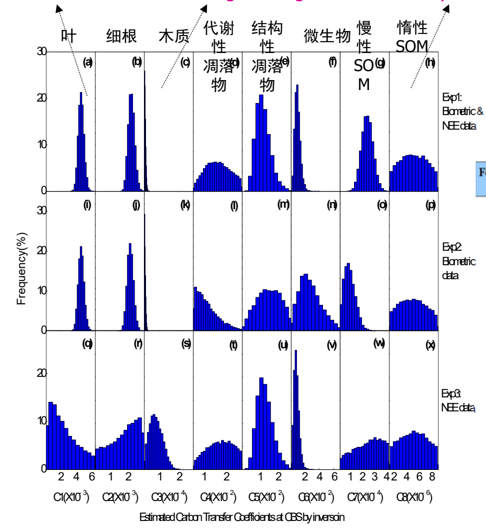
碳循环模型数据融合框架

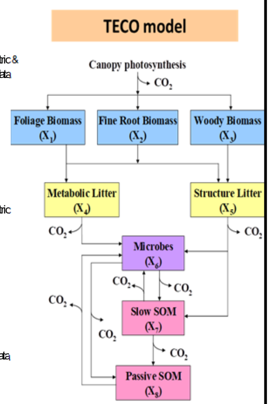


站点尺度模型数据融合研究——参数估计

—— 多源数据（生物量、土壤有机碳、凋落物和NEE）**反演碳周转系数**---长白山，千烟洲，鼎湖山

- 生物计量数据对3个植物库（叶、细根和木质）的碳转移系数（*c*1、*c*2 和*c*3）和慢性土壤有机质库的碳转移系数（*c*7）具有较好的约束作用
- 涡度相关技术测定的NEE数据有助于增强对代谢性凋落物库、结构性凋落物库和微生物库的碳转移系数（*c*4、*c*5 和*c*6）的约束

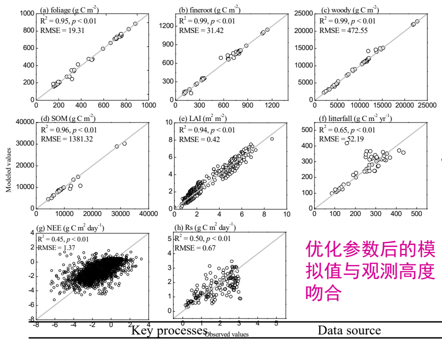




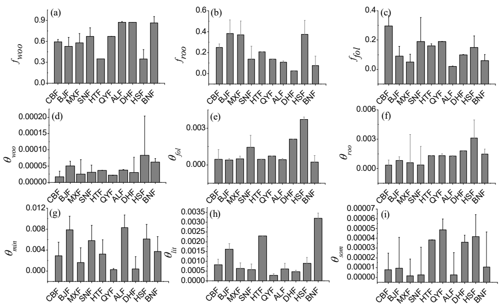
Zhang et al., 2010, *JGR-Biogeosciences*

站点尺度模型数据融合研究——参数估计

—— 长时序多源数据（生物量、土壤有机碳、凋落物和NEE）**反演碳周转、分配系数**（10个森林站）



优化参数后的模拟值与观测高度吻合

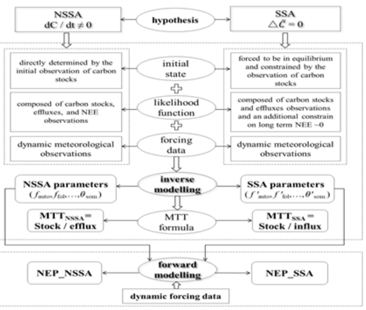


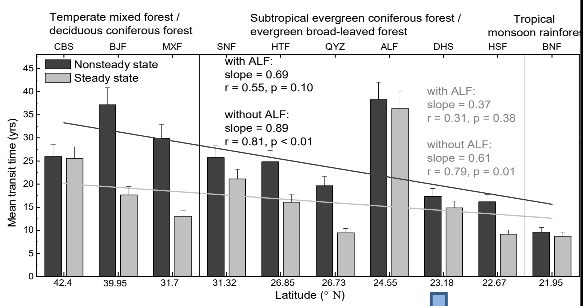
Key processes		Data source	Magnitude	Reference
Vegetation allocation	NPP_{woo}/NPP	forest database / FLUXNET	0.47–0.85 (0.42)	Malhi *et al*., 2011; Wolf *et al*., 2011;Chen *et al*., 2013
		-	0.67	This study
Vegetation turnover	Root turnover	minirhizotron observations	0.63–2.63 years	Shan *et al*., 1993; Wen *et al*., 1999; Yang and Li, 2003
		isotope observations	4.2–5.7 years	Matamala *et al*., 2003; Johnsen *et al*., 2005
		-	2.4 years	This study
	Wood turnover	biomass inventory	14–200 years	Mantgem *et al*., 2009; Zhou *et al*., 2013
		-	48.54 years	This study
Soil turnover	Soil decomposition	literatures	29–91 years	Raich & Schlesinger, 1992
		-	86.55 years	This study

约束的参数与文献收集的实验观测大小和格局一致

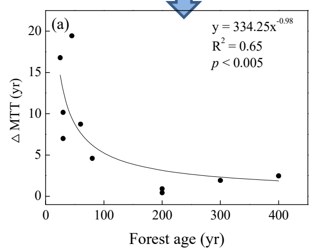
Ge et al., *GCB*, 2019

平衡态假设低估中国森林生态系统碳周转时间及碳汇





- 平衡态假设显著低估典型森林生态系统MTT大小的30%，导致对中国季风区森林生态系统NEP的低估量级达4.83倍；不同生态系统MTT的低估程度与植被年龄存在密切的负相关关系
- SSA下的MTT对温度、降水的敏感性较NSSA分别降低30% 和67%，在增温及降水格局变化的全球变化背景下将低估MTT的时空变异，引起NEP估算的较大误差。



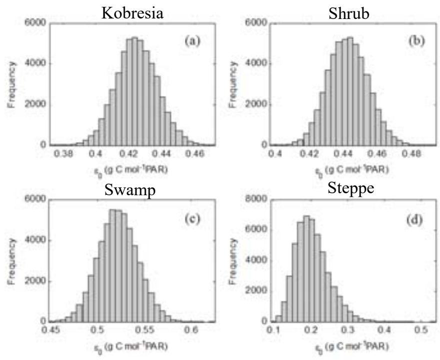
Ge et al., GCB, 2019

区域尺度模型数据融合研究——参数估计

—— VPM 光能利用率估算

参数站点交叉估计验证结果

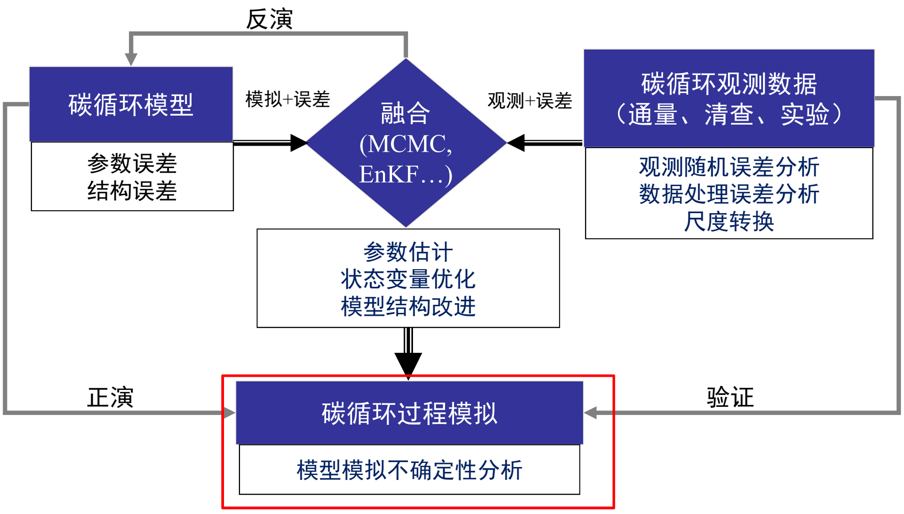
Site*	ε_0 mean (g C mol^{-1} PAR)	std (g C mol^{-1} PAR)	cv (%)	R^2
Alpine kobresia meadow				
HBKO	0.346	0.016	4.742	0.718
GLKO	0.460	0.014	3.038	0.561
ARKO	0.423	0.016	3.723	0.682
Joint-site	0.425	0.013	2.953	/
Alpine swamp meadow				
HBSW	0.533	0.047	8.839	0.653
DXSW	0.509	0.022	4.422	0.462
MQSW	0.503	0.021	4.16	0.428
Joint-site	0.522	0.021	4.092	/
Alpine meadow steppe				
DXST	0.207	0.11	53.228	0.161
ZFST	0.184	0.041	22.126	0.231
NMCST	0.233	0.056	24.147	0.216
Joint-site	0.204	0.045	22.215	/
Alpine shrub meadow				
Joint-site	0.443	0.012	2.709	/



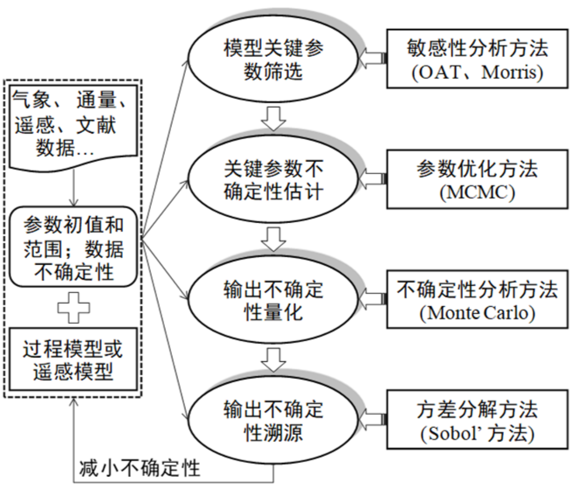
- 不同类型的最大光能利用率估计值（g C mol^{-1} PAR ）
  - ✓Alpine kobresia measow: **0. 425**±0.013
  - ✓Alpine shrub meadow: **0. 443**±0.012
  - ✓Alpine swamp meadow: **0.522**±0.021
  - ✓Alpine meadow steppe: **0. 204**±0.045

He et al., 2014, JGR-Biogeosciences

碳循环模型数据融合框架



不确定性分析方法体系

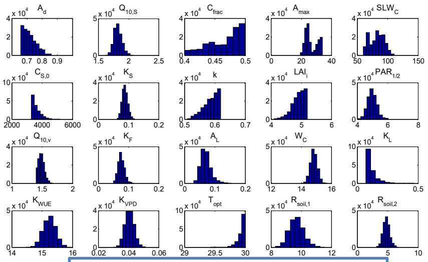


- 该框架能够量化参数不确定性，传播不确定性，还可追溯主导不确定性的参数和模型过程，为减小不确定性指明方向
- 从四个方面进行了改进
  - 敏感性分析方法
  - 参数优化算法
  - 反演数据类型
  - 不确定性拆分方法

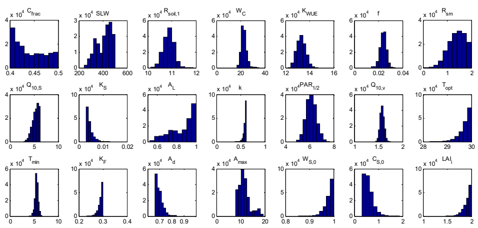
Zhang et al, 2012; Ren et al., 2013, 2018

站点尺度碳通量模拟及不确定性分析

——碳水通量观测数据与过程模型（SIPNET）的融合

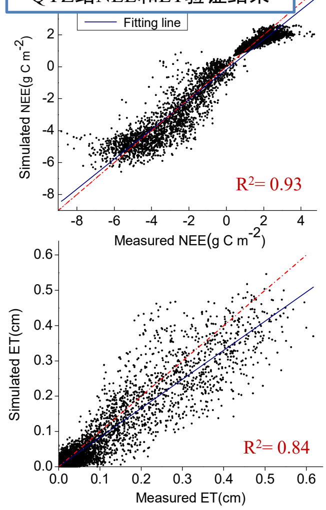


QYZ站20个关键参数后验分布



CBS站21个关键参数后验分布

QYZ站NEE和ET验证结果



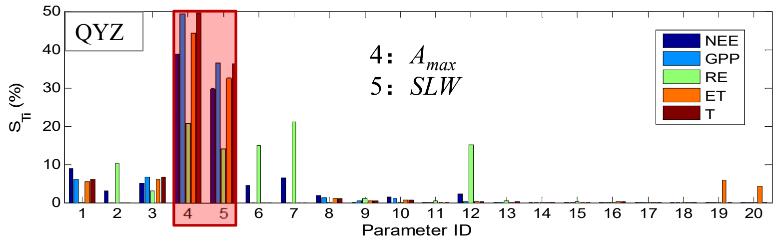
Ren et al., 2013, JGR; 2018, Ecological modelling

站点尺度碳通量模拟及不确定性分析

——碳水通量观测数据与过程模型（SIPNET）的融合

碳水通量模拟不确定性溯源

- 两个生态系统不确定性贡献最大的参数一致，均为光合相关参数——最大净CO_2同化速率（A_{max}）和比叶重（SLW）



为减小碳水通量模拟不确定性提供方向：

- SLW 观测较易且成本较低，未来为提高模型模拟精度可重点观测
- SIPNET模型中不确定性贡献最大的过程是光合过程，未来应重点改进

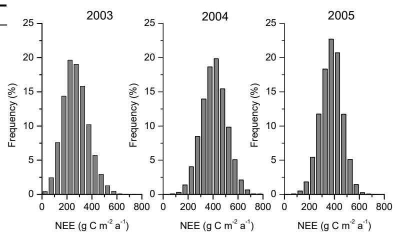
Ren et al., 2013, JGR; 2018, Ecological modelling

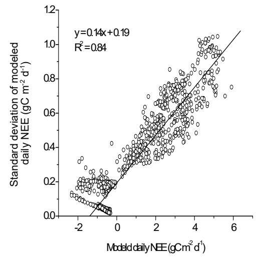
站点尺度碳水通量模拟及不确定性分析

——碳通量观测数据（NEE）与过程模型CEVSA2的融合

表：敏感性参数对模拟NEE、GPP和RE年总量不确定性的贡献（%）

参数	定义	NEE	GPP	RE
W_c	田间持水量	75.35	90.55	25.69
K_m	维持呼吸系数	7.45	0.03	35.21
L_{max}	最大叶面积指数	4.36	0.04	22.03
k_w	土壤容重	2.96	3.39	0.8
R_d	日照下暗呼吸	2.08	2.42	0.61
C_{psom}	初始惰性土壤有机质碳	1.49	1.85	0.58
C_{mrl}	初始代谢性根凋落物碳	0.97	0.05	2.19
f	生长呼吸系数	0.95	0	3.79
N_s	植物残体氮含量	0.81	0.02	4.48
C_{ssl}	初始地表结构性凋落物碳	0.79	0.57	0
C_{sm}	初始地表微生物碳	0.69	0.04	1.42
W_s	土壤饱和含水量	0.58	0	2.07
C_{ssom}	初始慢性土壤有机碳	0.53	0.63	0.19
C_{srl}	初始结构性根凋落物碳	0.48	0.1	0.44
S	气孔导度模型参数	0.3	0.3	0.03
W_{opt}	有机碳分解适宜土壤含水量	0.2	0.01	0.46



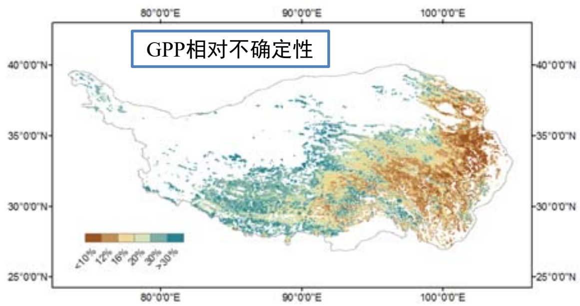


- 由5个参数引起的NEE年总量不确定性约占总误差的92%
- 模拟的2003-2005年GPP和RE的不确定性为5-8%，NEE年总量的不确定性为23-37%。
- 日尺度NEE模拟值的不确定性随NEE量级的增加而增大，在生长季期间达到最大。

Zhang Li et al., JFR, 2012

区域尺度碳通量模拟及不确定性分析

——青藏高原高寒草甸区域GPP不确定性及其来源



区域GPP相对不确定性RU

18.3%（6.9%-34.6%）

$$RU(\%) = \frac{2 \cdot Std}{Mean} \times 100$$

Sobol'不确定性拆分结果（map-labeling method）

变量	Sobol'一阶敏感度(S_i)	Sobol'总敏感度(S_{Ti})
ε_0	0.21812	0.21988
T	0.07025	0.08009
PAR	0.36756	0.36843
EVI	0.26846	0.26862
LSWI	0.07072	0.07369
sum	0.99511	1.01071

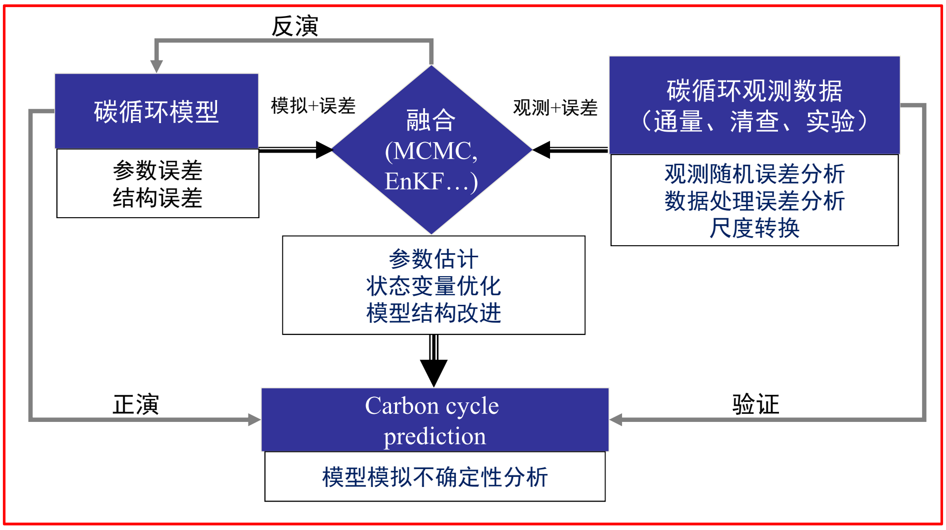
✓输入变量不确定性贡献排行

PAR>EVI>ε_0>T≈LSWI

✓ε_0是光能利用率模型的最大不确定性来源；驱动数据的不确定性同样重需要给以足够的重视

He et al., 2014, JGR-Biogeosciences

运用模型数据融合系统 分析区域及全国碳水循环的时空变异



研究方法—多模式+情景实验

- 多模型模拟（CEVSA2, BEPS, TEC）
  - 统一的模型输入数据（气象要素、大气CO_2浓度、土地覆盖类型等）

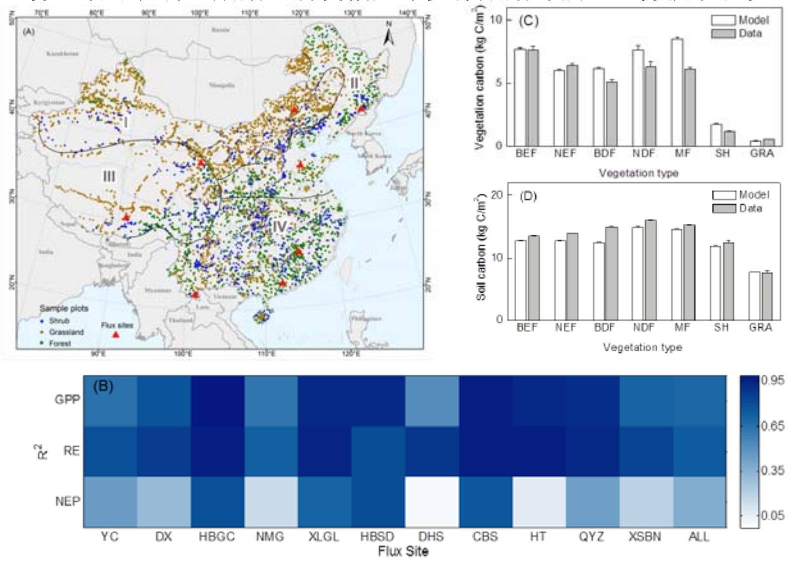
模型	CEVSA2	BEPS	TEC
时空分辨率	10天，10 km	天，8 km	月，8 km
模拟时段	1951–2010	1901–2011	1961–2011
物候模拟	预测	AVHRR和MODIS LAI	AVHRR NDVI
光合作用模拟	Farquhar模型,大叶	Farquhar模型,阴阳叶	LUE
土壤碳分解模拟	一阶方程	一阶方程	一阶方程
模型输入	气候, CO_2, 土壤, 氮沉降, PFT	气候, CO_2, 土壤, LAI, PFT	气候, CO_2, 土壤, LAI, FPAR, PFT
模型输出	GPP, NPP, NEP, 碳库	GPP, NPP, NEP, 碳库	GPP, NPP, NEP, 碳库
参考文献	Gu et al., 2010; Gu et al., 2015; Gu et al., 2017a; Gu et al., 2017b	Ju et al., 2010	Yan et al., 2015

- 多因子模拟实验

实验	CO_2	气候	大气氮沉降	土地覆盖	情景
I	固定*	固定#	-	2010	参考
II	固定*	动态	-	2010	气候
III	动态	动态		2010	气候+CO_2
IV	动态	动态	动态	2010	气候+CO_2+氮沉降
V	动态	动态	动态	1990, 2000, 2010	敏感性分析

模型校准和验证

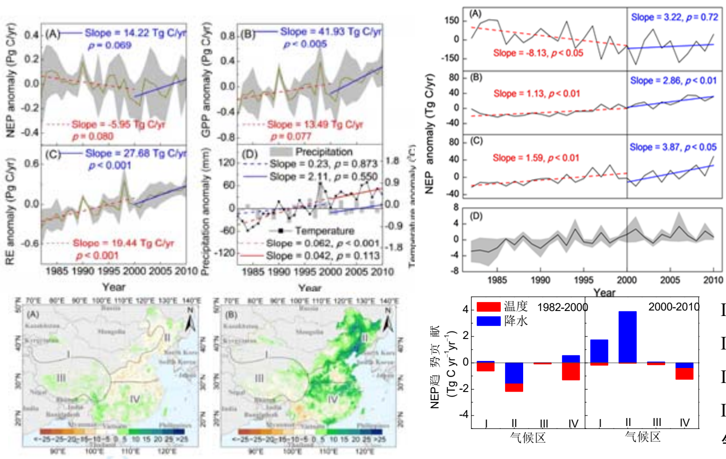
利用碳专项调查数据、涡度相关等多源数据对模型进行校准和验证



碳库（植被、土壤）和碳通量（GPP、RE、NEP）验证效果

季风增强和增温减缓对中国陆地碳吸收的影响

- 揭示了气候变化对中国近30年陆地NEP趋势转变的作用
- 东亚夏季风增强引起了中国温带季风气候区降水增加，促进了该地区生态系统的碳吸收能力；同时，各个气候区增暖趋缓使NEP下降速率减小。



(A) 气候：56.3%

(B) CO_2：8.6%

(C) 氮沉降：11.3%

(D) 土地利用：5.1%

I：温带大陆性气候区

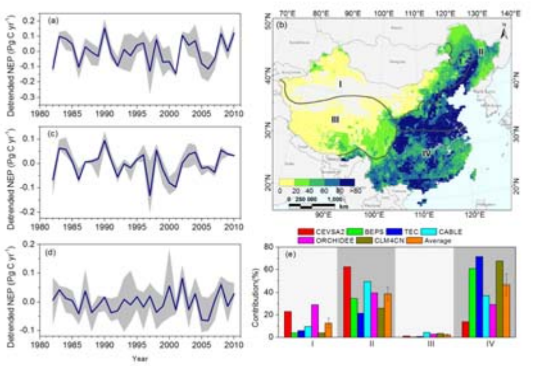
II：温带季风气候区

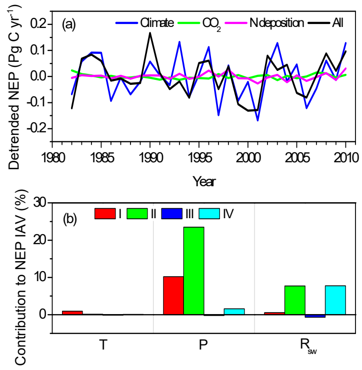
III：高原山地气候区

IV：亚热带-热带季风气候区

He et al., 2018, NSR, 2019

中国陆地净生态系统生产力年际变化的区域贡献及气候归因



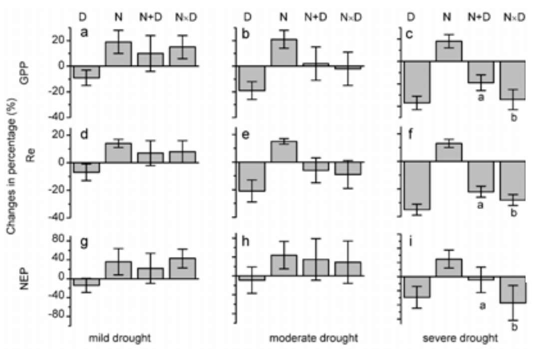


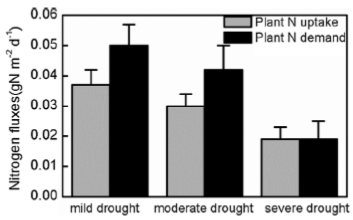
- 季风区是全国NEP年际变化的主要贡献区，多模型模拟的贡献率范围为69%–96%，平均贡献率为86%
- 降水量的年际波动是影响全国陆地NEP年际间变化的主要气候因子，其中温带季风气候区降水量变化的贡献率最高（23%）

I：温带大陆性气候区；
II：温带季风气候区
III：高原山地气候区；
IV：亚热带-热带季风气候区

Zhang et al., 2019, ERL

季节性干旱和氮沉降及其交互作用对亚热带森林碳通量的影响

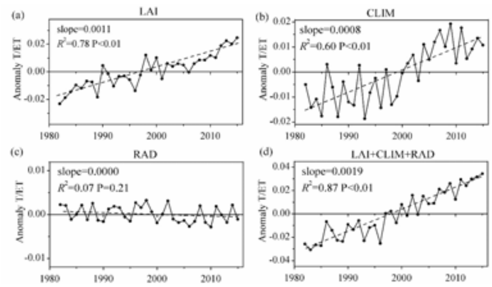




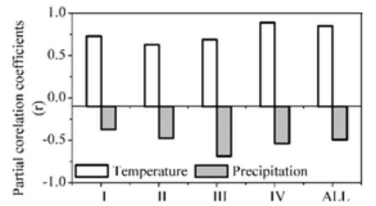
- 氮添加对碳通量的促进作用随干旱程度加剧而降低，季节性干旱和氮添加的交互作用在轻度和中度干旱时呈叠加效应，在重度干旱时呈非叠加效应
- 气候变化加剧东亚季风区季节性干旱背景下，氮沉降对该地区亚热带森林碳汇的促进作用可能会减弱

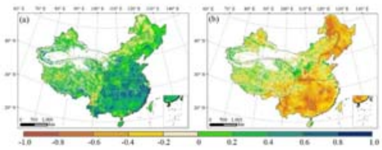
Li et al., AFM, 2018

绿化及增温导致近三十年中国陆地生态系统T/ET上升



- 1982-2015年中国陆地生态系统T/ET年均显著上升0.0019（P<0.01）
- 绿化（’LAI’）及气候变化（’CLIM’）分别可解释T/ET上升趋势的57.89%及42.11%
- 能量因子（’RAD’）对T/ET变化趋势影响很小





- 气候变化导致的T/ET与气候因子之间的偏相关分析表明，增温是T/ET年际变化的主导因子

I: 温带大陆性气候区
II: 温带季风气候区
III: 高原山地气候区
IV:亚热带-热带季风气候区

Niu et al., 2018, AFM, accepted

主要参考文献

1. Liu M, He HL, Yu GR, Luo YQ, Sun XM, Wang HM. Uncertainty analysis of CO2 flux components in subtropical evergreen coniferous plantation. Science in China Series D-Earth Sciences, Feb 2009, 52(2):257-268.
2. He HL, et al. Uncertainty analysis of eddy flux measurements in typical ecosystems of ChinaFLUX. Ecol Inform, 2010, 5:492-502.
3. Zhang L, et al. Estimated carbon residence times in three forest ecosystems of eastern China: Applications of probabilistic inversion. Journal of Geophysical Research-Biogeosciences, 2010, 115., G01010, doi:10.1029/2009JG001004.
4. Zhang L, et al. Uncertainty analysis of modeled carbon fluxes for a broad-leaved Korean pine mixed forest using a process-based ecosystem model. J Forest Res, 2012, 17:268-82.
5. Liu M, et al. Uncertainty analysis in data processing on the estimation of net carbon exchanges at different forest ecosystems in China. J Forest Res, 2012, 17:312-22.
6. Ren XL, et al. Uncertainty analysis of modeled carbon and water fluxes in a subtropical coniferous plantation. Journal of Geophysical Research-Biogeosciences,2013, 118:1674-88.
7. He HL, et al. Large-scale estimation and uncertainty analysis of gross primary production in Tibetan alpine grasslands. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 2014, 119(3), 466–486
8. Ren XL, et al. Modeling and uncertainty analysis of carbon and water fluxes in a broad-leaved Korean pine mixed forest based on model-data fusion, Ecological Modelling, 2018, 379, 39-53.

主要参考文献

9. Zhang L, et al. Evaluation of the Community Land Model simulated carbon and water fluxes against observations over ChinaFLUX sites. Agricultural and Forest Meteorology, 2016, 226, 174-185.
10. Li P, et al. Interactive effects of seasonal drought and nitrogen deposition on carbon fluxes in a subtropical evergreen coniferous forest in the East Asian monsoon region. Agricultural and Forest Meteorology, 2018, 263: 90-99.
11. Ge R, et al. A Satellite-Based Model for Simulating Ecosystem Respiration in the Tibetan and Inner Mongolian Grasslands. Remote Sensing, 2018, 10(1):149
12. Ge R. et al. Underestimated ecosystem carbon turnover time and sequestration under the steady state assumption: a perspective from long-term data assimilation, Global Change Biology, 2019,25:938–953.
13. He HL, et al. Altered trends in carbon uptake in China's terrestrial ecosystems under the enhanced summer monsoon and warming hiatus. National Science Review, 2019, 6(3): 505–514
14. Zhang L, et al. Interannual variability of terrestrial net ecosystem productivity over China: regional contributions and climate attribution. Environmental Research Letters, 2019, 14, 014003
15. Niu ZE, et al. An increasing trend in the ratio of transpiration to total terrestrial evapotranspiration in China from 1982 to 2015 caused by greening and warming. Agricultural and Forest Meteorology, 2019, accepted

谢谢!

li.zhang@igsnrr.ac.cn