

# 基于时空分布式的CMIP5气候多模式集合优化

左正康<sup>1,2</sup> 张飞舟<sup>2</sup> 张玲<sup>1,3</sup> 孙逸渊<sup>2</sup> 张瑞华<sup>2</sup> 于田<sup>4</sup> 陆建忠<sup>1,†</sup>

1. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079; 2. 北京大学遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871;  
3. 中国地质大学(武汉)环境学院大气科学系, 武汉 430078; 4. 首都师范大学信息工程学院, 北京 100048;

† 通信作者, E-mail: lujzhong@whu.edu.cn

**摘要** 为了降低单一模式的不确定性和传统模式集合在时间和空间上分布的不均匀性, 建立时空分布式的CMIP5气候多模式集合。利用改进的遗传算法, 从时间和空间尺度优化CMIP5全球气候数据多模式集合, 并采用Taylor图评估其模拟性能。实验结果表明, 基于时空分布式的多模式集合优于单一模式和等权集合。

**关键词** 多模式集合; 优化; 遗传算法; 时空分布; CMIP5

## CMIP5 Climate Multi-model Ensemble Optimization Based on Spatial-Temporal Distribution

ZUO Zhengkang<sup>1,2</sup>, ZHANG Feizhou<sup>2</sup>, ZHANG Ling<sup>1,3</sup>, SUN Yiyuan<sup>2</sup>,  
ZHANG Ruihua<sup>2</sup>, YU Tian<sup>4</sup>, LU Jianzhong<sup>1,†</sup>

1. State Key laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079;  
2. Institute of Remote Sensing and Geographic Information System, Peking University, Beijing 100871; 3. Department of Atmospheric Science, School of Environmental Studies, China University of Geoscience, Wuhan 430078; 4. Information Engineering College, Capital Normal University, Beijing 100048; † Corresponding author, E-mail: lujzhong@whu.edu.cn

**Abstract** The multi-mode ensemble based on spatiotemporal distribution is constructed to reduce the uncertainty of a single-model and the non-uniform distribution of the traditional model ensembles. The improved genetic algorithm is employed to optimize the multi-model ensemble of CMIP5 global climate data from temporal and spatial scales, and Taylor diagram is used to evaluate its simulation performance. The experimental results show that the multi-mode ensemble based on spatiotemporal distribution is superior to the traditional equal weight multi-mode ensemble scheme.

**Key words** multi-mode ensemble; optimization; genetic algorithm; spatial-temporal distribution; CMIP5

气候变化是当今国际社会普遍关注的全球性问题<sup>[1]</sup>, 全球气候模式(global climate model, GCM)数据是气候模拟和预估气候未来变化的重要工具<sup>[2]</sup>。其中, CMIP5模式是迄今为止时间最长且内容最全的气候变化模式资料库, 广泛应用于气温<sup>[3]</sup>、降水<sup>[4]</sup>、径流<sup>[5]</sup>以及海温变化<sup>[6]</sup>等模拟能力评估和预估。CMIP5模拟的是简化的真实的气候系统, 会造成结果的不确定性<sup>[7]</sup>。为克服单一模式模拟精度有限、空间和时间上分布不均等问题, 学者们提出多

模式集合。Kharin等<sup>[8]</sup>和Kang等<sup>[9]</sup>提出等权集合方案(EE), 但未考虑集合成员间的不确定性差异, 而是赋予所有成员相同的权重。由于动力气候模式具有系统误差, Peng等<sup>[10]</sup>和Ke等<sup>[11]</sup>提出先消除模式的系统误差, 再等权集合的方法(Cali-EE)。因不同集合成员的预测能力不同, Krishnamurti等<sup>[12]</sup>提出基于多元线性回归分析, 赋予集合成员不同权重的多模式集合方法(MLR)。以上3种基于经典统计学的多模式集合方案主要用于确定性预测。近几年出

国家重点研发计划项目(2018YFC1506506)、武汉市应用基础前沿专项(2019020701011502)、湖北省自然科学基金(2019CFB736)、江西省重点研发计划(20201BBG71002)和测绘遥感信息工程国家重点实验室专项科研经费资助

收稿日期: 2019-09-08; 修回日期: 2019-12-20

现适用于概率密度函数预测的版本<sup>[13-14]</sup>。Coelho等<sup>[15]</sup>、Luo等<sup>[16]</sup>和Li等<sup>[17]</sup>提出基于贝叶斯(Bayes)统计学的集合方案。Raftery等<sup>[18]</sup>使用贝叶斯模式平均(BMA)方法校正预测集合。Zhu等<sup>[19]</sup>利用优化多模式集合,预测北纬地区的叶面积指数分布趋势。但是,这些方法未考虑不同模式预测能力在时间和空间的差异。

本文利用改进的遗传算法,从时间和空间尺度优化CMIP5全球气候数据多模式集合,采用Taylor图<sup>[20]</sup>评估其模拟性能。

## 1 实验数据

本文以江西省北部的鄱阳湖流域(图1)为研究对象。鄱阳湖是我国最大的淡水湖,随着气候变化和人类活动的加剧,流域的气候水文过程和生态环境发生明显的变化,尤其是近年来流域极端气候事件趋于引发洪涝干旱频繁发生。因此,分析流域降水时空变化规律对保障地区资源环境和经济社会协调发展具有重要的现实意义<sup>[22]</sup>。

本文使用的数据包括模式数据和实测降水数据。模式数据采用CMIP5中19个全球气候模式集

成资料,空间分辨率如表1所示。采用自然领域法,将其插值为同一空间分辨率的格点化模式数据,时间尺度为1961—2005年。实测降水数据来自中国气象科学数据共享服务网(<http://cdc.cma.gov.cn/>)的中国气象格网数据,空间分辨率为 $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$ ,获取方法为对实测气象站点数据进行薄盘样条插值,并考虑经度、纬度和高程,插值后的格点化降水资料有较好的精度,可以作为模式模拟结果的验证数据<sup>[23]</sup>。

## 2 方法

### 2.1 改进遗传算法

我们考虑求解如下带约束的函数优化问题:

$$Z = \min_{x \in D} f(X),$$

使其满足不等式

$$g_i(X) \leq 0, i = 1, 2, \dots, q,$$

其中

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in R^n,$$

$$D = \{X \mid I_i \leq x_i \leq U_i, i = 1, 2, \dots, n\},$$

$f(X)$ 为目标函数,记 $D$ 中的 $m$ 个数点为

$$X'_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jm})^T, j = 1, 2, \dots, m,$$

记它们所张成的子空间为

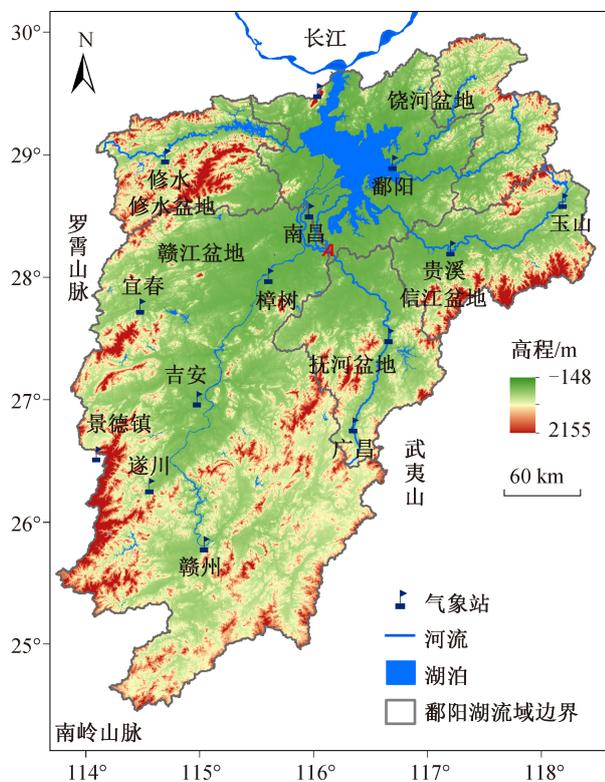


图1 鄱阳湖流域<sup>[21]</sup>  
Fig. 1 Poyang Lake Basin<sup>[21]</sup>

表1 本文采用的19个CMIP5模式数据  
Table 1 19 CMIP5 models used in this study

CMIP5 模式	国家	分辨率(经度×纬度)
ACCESS1-0	澳大利亚	1.875°×1.250°
ACCESS1-3	澳大利亚	1.875°×1.250°
CanESM2	加拿大	2.800°×2.800°
CCSM4	美国	1.250°×0.940°
CMCC-CM	—	0.750°×0.750°
CMCC-CMS	—	1.875°×1.875°
CNRM-CM5	法国	1.400°×1.400°
HadGEM2-AO	—	—
inmcm4	—	—
IPSL-CM5A-LR	法国	3.750°×1.894°
IPSL-CM5A-MR	法国	2.500°×1.267°
IPSL-CM5B-LR	—	—
MIROC5	日本	1.406°×1.400°
MIROC-ESM	日本	2.813°×2.789°
MIROC-ESM-CHEM	日本	2.813°×2.789°
MPI-ESM-LR	德国	1.875°×1.865°
MPI-ESM-MR	德国	1.875°×1.865°
MRI-CGCM3	日本	1.125°×1.121°
NorESM1-M	挪威	2.500°×1.894°

$$V = \{X \in D \mid X = \sum_{i=1}^m \alpha_i X'_i\},$$

其中,  $\alpha_i$  满足

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i = 1, \alpha_i \in [-0.5, 1.5].$$

记

$$h_i(X) = \begin{cases} 0, & g_i(X) \leq 0, \\ g_i(X), & \text{其他}, \end{cases}$$

$$H(X) = \sum_{i=1}^q h_i(X).$$

定义逻辑函数

$$\text{better}(X_1, X_2) = \begin{cases} H(X_1) \leq H(X_2), \text{True}, \\ H(X_1) > H(X_2), \text{False}, \\ (H(X_1) = H(X_2)) \wedge (f(X_1) \leq f(X_2)), \text{Ture}, \\ (H(X_1) = H(X_2)) \wedge (f(X_1) > f(X_2)), \text{False}, \end{cases}$$

$\text{better}(X_1, X_2) == \text{Ture}$  表示  $X_1$  优于  $X_2$ 。

传统的遗传算法如图 2 所示。当  $M$  个个体张成子空间时, 若  $M > 15$ , 则遗传算法的生成效率几乎为  $0^{[21]}$ (图 3)。但是, 在多模式集合优化研究中,  $M$  的数值远大于 15。本文提出改进的遗传算法(IGA), 解决了上述问题(图 3)。IGA 算法流程如图 4 所示。

### 2.2 模式集合精度评估

Taylor 图<sup>[20]</sup>适合评估复杂模型的多个指标或相对指标。我们利用 Taylor 图对一组模式与观测结果的匹配程度进行直观的分析, 评估 19 个 CMIP5 气候模式在鄱阳湖流域的模拟能力(图 5)。两种模式之间的相似性通过其相关性、中心化均方根误差及其变化幅度(用标准差表示)来量化。

假设两个场的空间相关系数为  $R$ , 模拟场的标准差为  $\sigma_f$ , 观测场的标准差为  $\sigma_r$ , 均方根误差为  $E$ , 中心化均方根误差为  $E'$ ,  $\bar{f}_n$  和  $\bar{r}_n$  分别表示第像素  $n$  的模拟值和观测值,  $\bar{f}_n$  和  $\bar{r}_n$  分别表示模拟和观测数据的平均值, 则

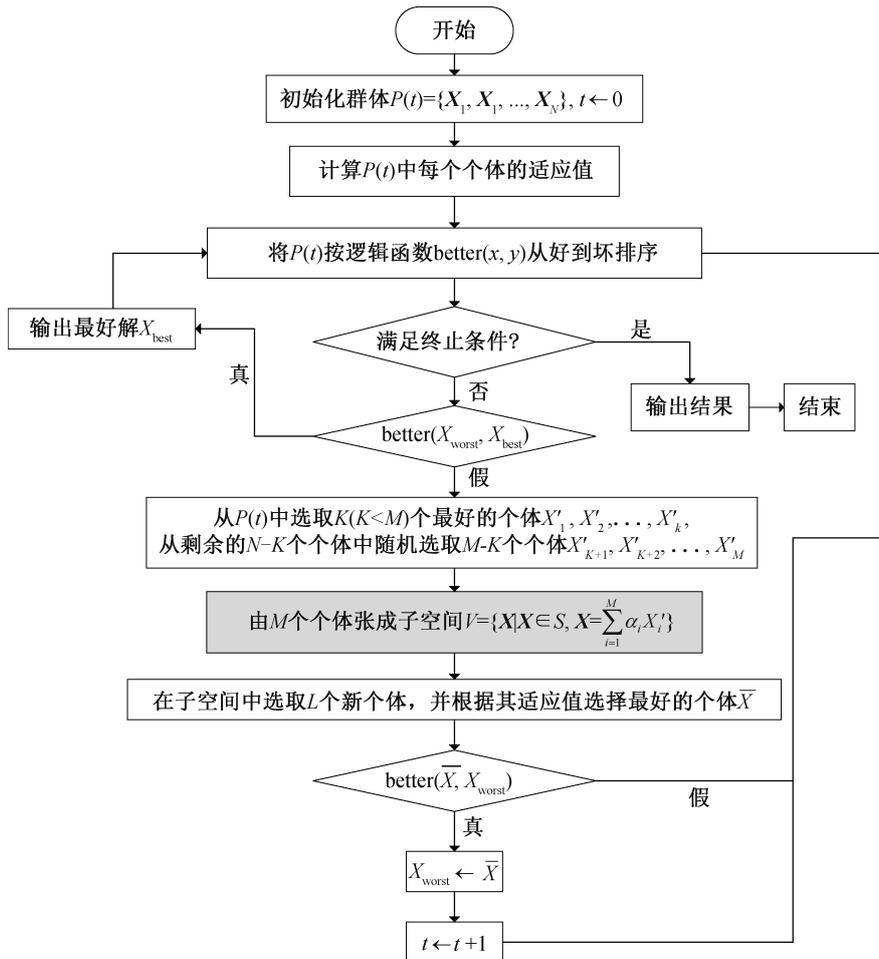


图 2 遗传算法流程图(GA)

Fig. 2 Flow chart of Genetic Algorithm (GA)

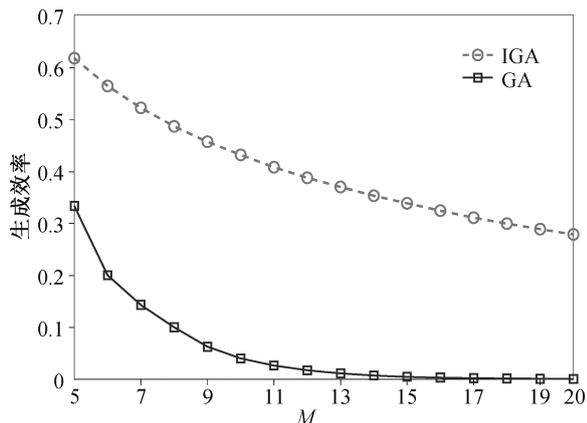


图3 GA和IGA的生成效率随个体数量M的变化  
Fig. 3 Efficiency of GA & IGA with incensement of M value

$$R = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (f_n - \bar{f})(r_n - \bar{r})}{\sigma_f \sigma_r},$$

$$\sigma_f = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (f_n - \bar{f})^2},$$

$$\sigma_r = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (r_n - \bar{r})^2},$$

$$E = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (f_n - r_n)^2},$$

$$E' = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [(f_n - \bar{f}) - (r_n - \bar{r})]^2}.$$

上述统计量遵循关系  $E' = \sigma_f^2 + \sigma_r^2 - 2\sigma_f\sigma_rR$ , 当R值越大,  $\sigma_f$ 与 $\sigma_r$ 越接近时,  $E'$ 值越小, 模拟值越靠近观测值, 模式的模拟精度越高<sup>[24]</sup>。因此, 本文将  $E'$  作为IGA算法的评价函数。 $E'$  引导算法的演化方向, 演化结束后, 模拟值与观测值的  $E'$  理论上达到最小, 模拟精度最高。

### 2.3 多模式集合构建算法

单一的CMIP5气候模式在模拟某一区域的月累积降雨量时, 会受到区域分布特征(如地势地貌、经纬度和土地利用类型等)、季节及月份的影响, 而这些因素对多模式集合结果的影响也存在差异。因此, 本文基于IGA算法, 构建4种多模式集合的优化算法: 集总式算法(Lumped Algorithm, LA)、时间分布式算法(Tempo-distributed Algorithm,

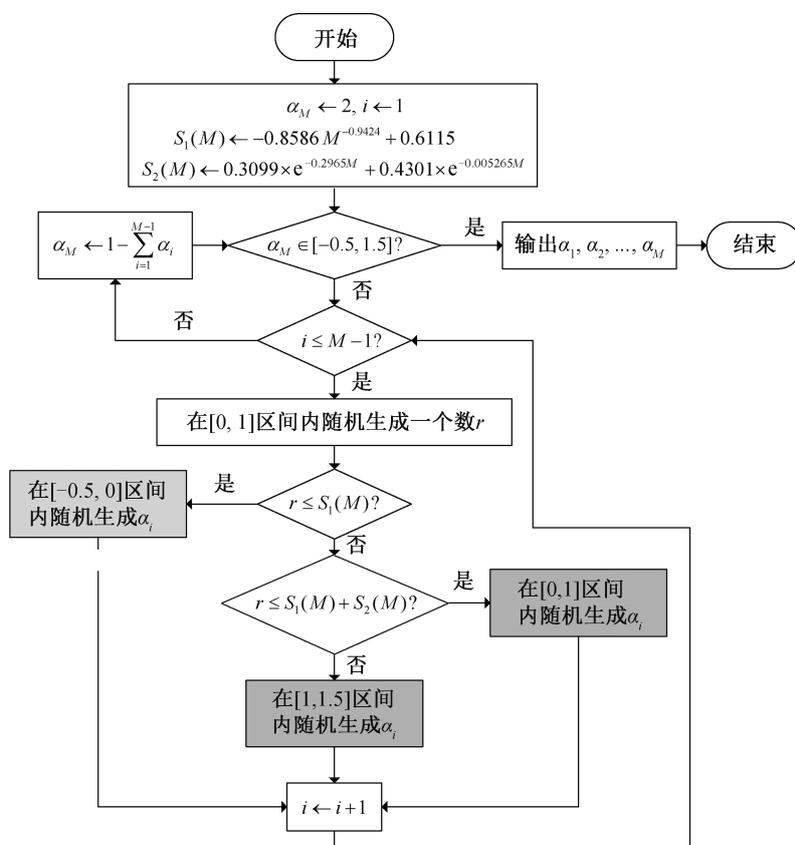
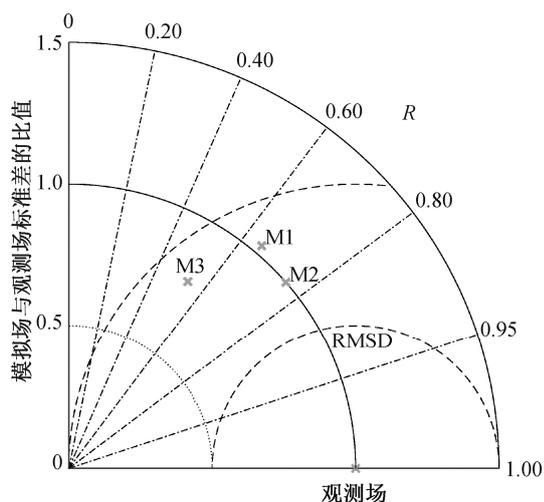


图4 改进遗传算法(IGA)  
Fig. 4 Flow chart of improved GA (IGA)



M1, M2和M3分别表示3个模型, 其位置表示模型的模拟值与观测结果的匹配程度

图5 样本泰勒图<sup>[20]</sup>

Fig. 5 Sample Taylor diagram<sup>[20]</sup>

TA)、空间分布式算法(Spatially-distributed Algorithm, SA)和时空分布式算法(Tempo-Spatially Distributed Algorithm, TSA)。

### 2.3.1 集总式算法(LA)

LA算法不考虑模式在时空上的模拟精度差异, 只考虑模式本身的性能, 即为每一个模式分配一个权重  $\omega_j$ , 通过 IGA 优化得到最优权重向量  $W_i$ :

$$W_i = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{19})^T,$$

其中,

$$\sum_{i=1}^{19} \omega_j = 1, \omega_j \in (0, 1)。$$

LA 算法流程如图 6 所示。

LA 算法的输入数据为 10800 张影像(10260 张模拟影像和 540 张观测影像), 影像大小为 25 pixels × 20 pixels。输出数据为最优权重向量  $W_i = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{19})^T$ 。  $W_i$  为 10260 张模拟影像的公共权重向量,  $\omega_j$  为 540 张影像的公共权重, 如图 7 所示。540 张观测影像由 1961 年 1 月至 2005 年 12 月的实测气象站点数据插值后得到。

### 2.3.2 时间分布式算法(TA)

TA 算法除考虑模式本身的性能外, 还考虑模式在时间尺度上模拟性能的差异性, 其中时间尺度分为季度尺度和月份尺度。在季度尺度上, 为每个

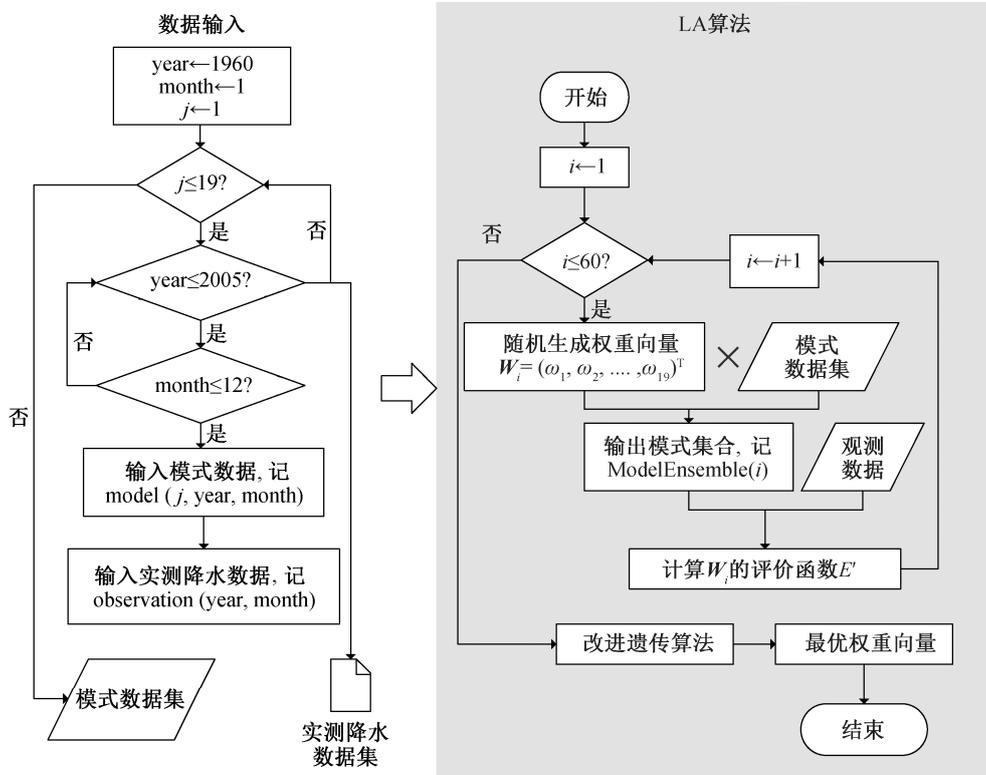


图6 集总式算法流程(LA)

Fig. 6 Flow chart of Lumped Algorithm (LA)

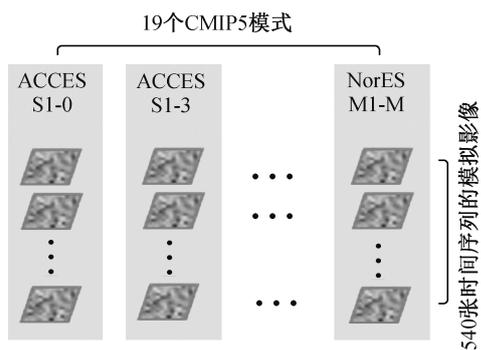


图7 LA 算法在模式尺度上的权重分配

Fig. 7 Weight assignment of LA algorithm on model scale

模式分配4个权重, 每个权重对应春(2至4月)、夏(5至7月)、秋(8至10月)和冬(11月至1月)4个季度, 最后得到  $19 \times 4 = 76$  个权重值。在月份尺度上, 为每个模式分配12个权重, 每个权重对应一个月份, 最后得到  $19 \times 12 = 228$  个权重值。本文只从季度尺度来进行分析。

TA 算法与 LA 算法相似, 区别是 LA 算法优化的是权重向量  $\mathbf{W}_i = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{19})$ , 而 TA 算法优化的是权重矩阵  $(\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \mathbf{W}_3, \mathbf{W}_4)^T$ , 下角标 1 表示春季, 2 表示夏季, 3 表示秋季, 4 表示冬季。

在 19 个模式中, 每个模式都可模拟得到从 1961 年 1 月至 2005 年 12 月的 540 张月累积降雨量影像。前 135 张影像表示 1961—2005 年的春季, 第 136~270 张影像表示 1961—2005 年的夏季, 第 271~405 张影像表示 1961—2005 年的秋季, 第 406~540 张影像表示 1961—2005 年的冬季。

TA 算法在模式尺度上的权重分配见图 8。

### 2.3.3 空间分布式算法(SA)

SA 算法除考虑模式本身的性能外, 还考虑模式在空间尺度上模拟性能的差异性, 为每个模式分配 500 个权重(影像大小为  $25 \text{ pixels} \times 20 \text{ pixels}$ ), 每个权重对应一个相同空间位置的像素(即同名像素), 最后得到  $19 \times 500 = 9500$  个权重值。SA 算法与 TA 算法优化的都是权重矩阵, 但 TA 算法优化的权重矩阵是  $(\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \mathbf{W}_3, \mathbf{W}_4)^T$ , SA 算法优化的权重矩阵是  $(\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \dots, \mathbf{W}_{500})^T$ , 下角标  $i$  表示格网编号,  $i$  与像素行列号的关系为

$$\begin{cases} \text{row} = i / 20, \\ \text{column} = i \% 20 - 1. \end{cases}$$

SA 算法中权重矩阵的每一个要素  $\mathbf{W}_i (i=1, \dots, 500)$  在模式尺度上的权重分配与图 7 类似, 只是图 7 中每

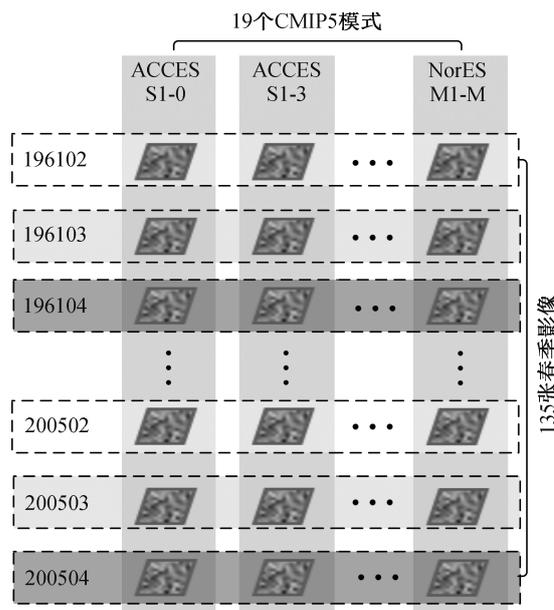


图8 TA 算法在时间尺度上的权重分配

Fig. 8 Weight assignment of TA algorithm on time scale

个格网表示一张影像, 但 SA 算法中的每个格网表示该影像中的第  $i$  个像素。

### 2.3.4 时空分布式算法(TSA)

TSA 算法不仅考虑模式本身的性能, 还考虑模式在时间和空间尺度上模拟性能的差异性。结合 TA 和 SA 算法, TSA 算法优化的权重矩阵为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{W}_1^1, \mathbf{W}_2^1, \dots, \mathbf{W}_i^1, \dots, \mathbf{W}_{500}^1 \\ \mathbf{W}_1^2, \mathbf{W}_2^2, \dots, \mathbf{W}_i^2, \dots, \mathbf{W}_{500}^2 \\ \mathbf{W}_1^3, \mathbf{W}_2^3, \dots, \mathbf{W}_i^3, \dots, \mathbf{W}_{500}^3 \\ \mathbf{W}_1^4, \mathbf{W}_2^4, \dots, \mathbf{W}_i^4, \dots, \mathbf{W}_{500}^4 \end{bmatrix},$$

其中, 下角标  $i$  表示格网编号, 上角标  $j$  表示季度 ( $j=1$  表示春季,  $j=2$  表示夏季,  $j=3$  表示秋季,  $j=4$  表示冬季)。该权重矩阵中的每个元素  $\mathbf{W}_i^j$  是一个向量, 且满足约束“向量中的所有元素之和为 1”, 即

$$\mathbf{W}_i^j = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k, \dots, \omega_{19})^T, \quad \sum_{k=1}^{19} \omega_k = 1.$$

此外, 权重矩阵也满足约束“每一行之和等于 1, 每一列之和等于 1”, 即

$$\sum_{i=1}^{500} \mathbf{W}_i^j = 1, \quad \sum_{j=1}^4 \mathbf{W}_i^j = 1.$$

TSA 算法中权重矩阵的每一列向量  $[\mathbf{W}_i^1, \mathbf{W}_i^2, \mathbf{W}_i^3, \mathbf{W}_i^4]^T (i=1, \dots, 500)$  的权重分配与图 8 类似, 只是图 8 中每个格网表示一张影像, 但 TSA 算法中的

每个格网表示该影像中的第  $i$  个像素。例如, TSA 中  $W_i^t$  向量为 1961—2005 年的 2—4 月(春季)影像的第  $i$  个像素的权重向量。

### 3 分析与讨论

#### 3.1 CMIP5 模式的精度与权重

一般认为, 单一模式的精度越高, 其在集合模式中的权重越大, 为了分析两者的关系, 首先分析 19 个 CMIP5 单一模式的权重在 LA 算法中的演化规律(图 9(a)~(c)), 图 9(d) 为 LA 算法的收敛曲线。图 10 不仅说明 CMIP5 单一模式在 LA 模式集合中的权重, 还列出不同单一模式的精度。

由图 9(d) 可以看出, LA 模式集合的精度在 IGA 演化中逐渐变高( $E'$  减小,  $R$  增大), 我们将第 20000 代的最优个体作为最终的模式集合。图 9(a) 中, 当 MIROC\_ESM\_CHEM 模式的权重在 LA 算法演化到 20000 代时, 占比由 15% 增至 30%。图 10 也清楚地表明 MIROC\_ESM\_CHEM 模式的精度最高, 在 LA 模式集合中占比也最高。这说明该模式是一个很好的模式, 且在模式集合中有较大的主导作用。图 9(b) 中, 当 LA 算法演化到 20000 代时, IPSL-CM5A-MR, CMCC-CMS 和 CNRM-CM5 模式在 LA 集合中逐渐消失, 其他模式在 LA 集合的占比也减小 1%~6%, 这些模式对 LA 集合的构建影响很小。图 9(c) 中, 当 LA 算法演化到 20000 代时, MIROC-ESM, MPI-ESM-LR 和 Inmcm4 模式在 LA 集合的占比增加约 3%, 这 3 个模式对 LA 集合的构建虽不起主导作用, 但影响较大。

图 10 中, 精度用  $1/E'$  表示,  $E'$  越小, 精度越高。可以看出, MIROC5 模式的精度很低, 但它在 LA 模式集合中约占 6%。IPSL\_CM5B\_LR 的精度高于 MIROC5 模式, 但它在 LA 模式的构建中逐渐消失。这说明 CMIP5 单一模式的精度并不能决定模式集合的精度。

#### 3.2 集合模式精度评价

图 11 为本文提出的 4 种多模式集合算法 LA, TA, SA, TSA 以及 CMIP5 模式的月降雨量模拟精度评价结果。可以看出, LA 模拟不同月份累积降雨量的精度皆高于 CMIP5 模式。TA 和 SA 的精度皆高于 LA。除 5 月和 6 月 SA 的精度高于 TA 外, 其余月份两个模式的精度相近。TSA 的精度最高。

图 12 为 Cali-EE, LA, TA, SA, TSA 和 CMIP5 模式的精度评价结果。模式与观测场的距离为模式的

中心化均方根误差  $E'$  与观测场标准差的比值。模式愈接近红色线(半径为 1), 标准差愈接近观测场。模式的弧度越接近  $\pi/2$ , 与观测场的相关系数越大。模式愈接近观测场, 其中心化均方根误差  $E'$  越小。综上所述, 精度高的模式集合需满足: 1) 模式与观测场的相关系数大; 2) 模式的标准差接近观测场的标准差; 3) 模式与观测场的中心化均方根误差小。

5 个集合模式和 19 个单一 CMIP5 模式在图 12 的位置表明, 集合模式的 3 个量化指标都优于单一 CMIP5 模式, 即集合模式的精度比 CMIP5 模式高。5 个集合模式的精度指标见表 2。图 12 和表 2 表明本文提出的 4 种算法的精度皆高于 Cali-EE<sup>[11]</sup>。在这 4 种算法中, 同时考虑了模式精度在时间和空间上差异性的 TSA 算法模拟精度最高。

LA 算法未考虑模式在时间和空间上的模拟精度差异, 只考虑不同模式在鄱阳湖流域对降雨的整体模拟能力的差异性, 因此 LA 的模拟精度低于 TA, SA 和 TSA。但是, LA 只需优化 19 个权重, 计算速度较快。TA 算法除考虑模式本身的性能外, 还考虑大气环流的季节性变化对降雨量的影响, 因此 TA 的模拟精度优于 LA。SA 算法除考虑模式本身的性能外, 还考虑到鄱阳湖流域地形多样, 下垫面复杂, 因此 SA 的模拟性能优于 LA。TSA 算法同时考虑了模式在时间和空间尺度上模拟性能的差异性, 因此模拟精度最高, 但该模式集合需要优化的权重数太多, 计算速度较慢。

### 4 结语

本文利用改进遗传算法构建 4 种多模式集合的优化算法: 集总式、时间分布式、空间分布式和时空分布式集合。以鄱阳湖流域为研究对象, 将 19 个 CMIP5 气候模式数据和一个观测数据作为算法的输入数据, 经过改进遗传算法演化得到优化权重, 并利用 Taylor 图对构建的模式集合进行精度评价。结果表明, 本文构建的 4 种模式集合的模拟精度都优于等权集合和单一模式, 且时空分布式集合的模拟精度最高。本文研究结果对气候模式的应用研究具有借鉴意义。但是, 本研究只利用统计学的方法评估气候模式的精度, 没有从降雨量的时空分布特征上进行评估。此外, 关于 CMIP5 气候模式类型和数量的选择策略也是多模式集合中一个重要的研究方向。

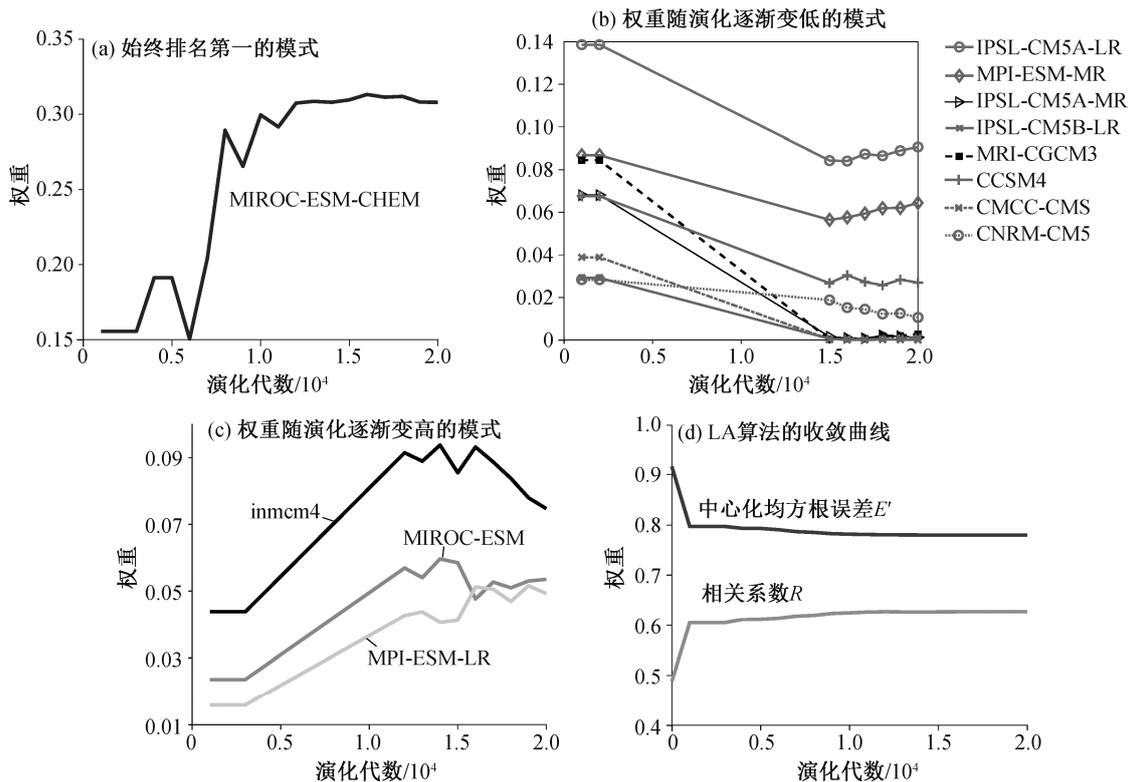


图9 CMIP5单一模式在LA模式集中的权重变化  
Fig. 9 Weight change of CMIP 5 models with LA evolution

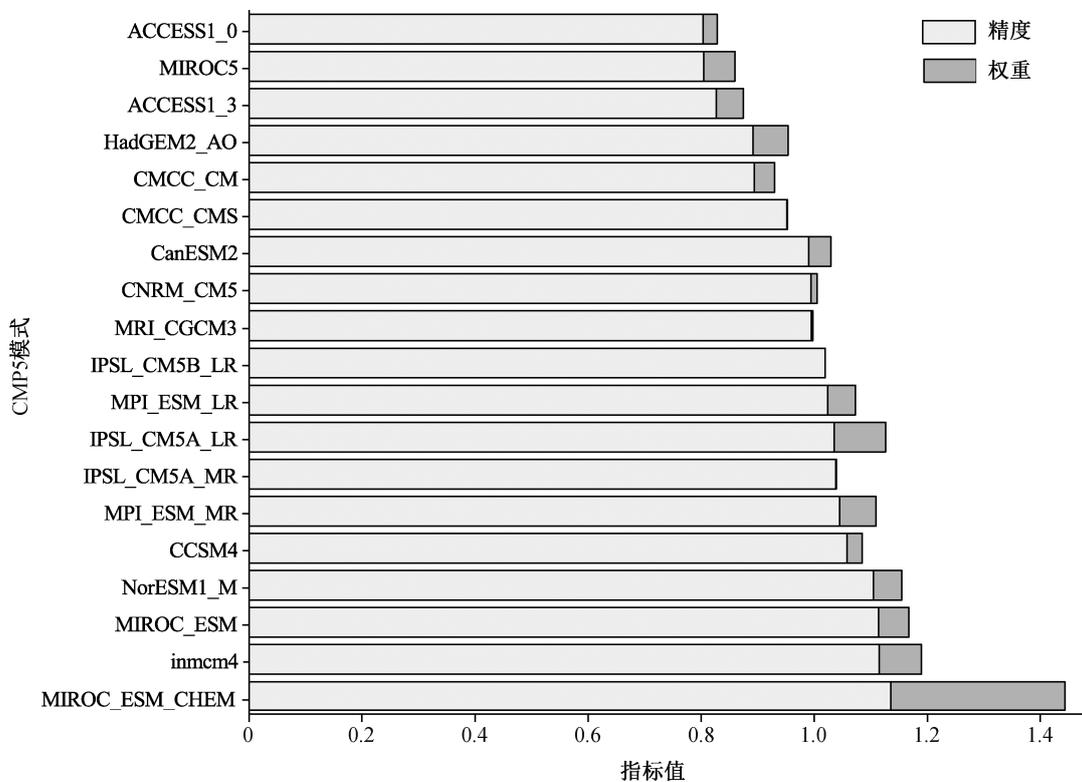


图10 CMIP5单一模式的模拟精度以及在LA模式集中的权重  
Fig. 10 Accuracy of CMIP5 models and their weight in LA model ensemble

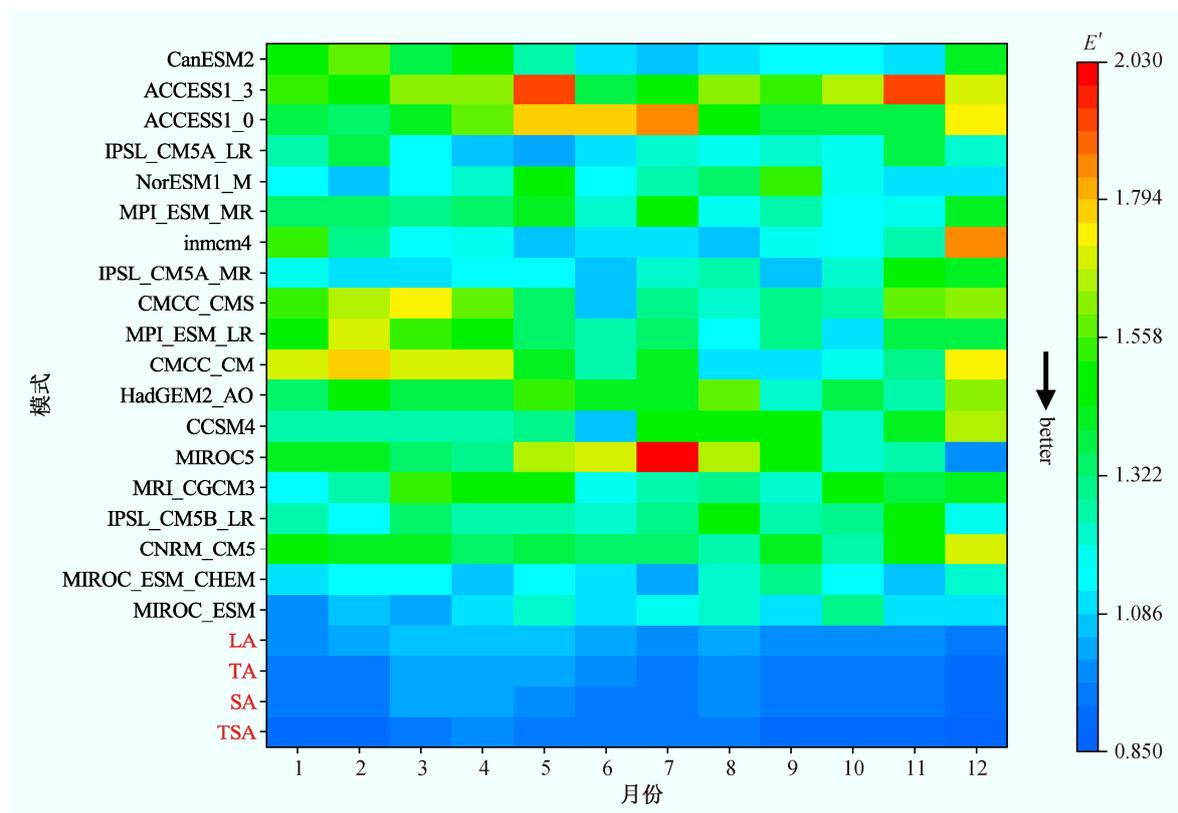


图 11 LA, TA, SA, TSA 和 CMIP5 模式的月降雨量模拟精度评价  
Fig. 11 Monthly accuracy assessment of LA, TA, SA, TSA and CMIP5 models

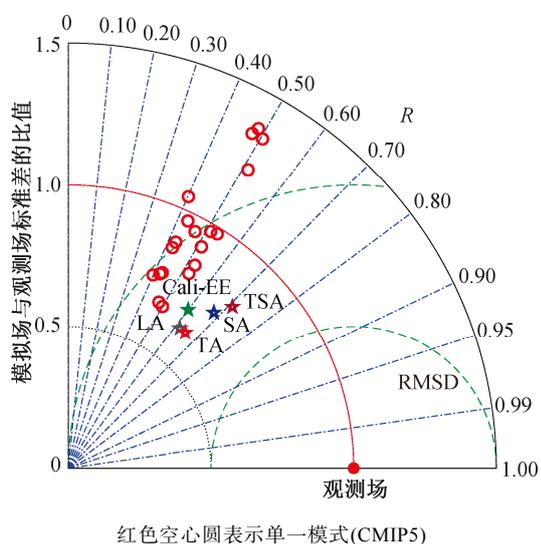


图 12 Cali-EE, LA, TA, SA, TSA 和 CMIP5 模式的精度评价  
Fig. 12 Accuracy assessment of Cali-EE, LA, TA, SA, TSA and CMIP5 models

参考文献

[1] 郭靖. 气候变化对流域水循环和水资源影响的研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2010

表 2 5 种模式集合的精度对比

Table 2 Accuracy comparison of five model ensembles

模式	R	标准差比值	中心化均方根误差	运行时间/min
Cali-EE	0.60	0.70	0.80	3.20
LA	0.62	0.63	0.78	5.50
TA	0.65	0.63	0.76	6.20
SA	0.68	0.75	0.74	8.30
TSA	0.71	0.81	0.70	10.20

[2] 纪潇潇. PRECIS 对东亚气候的模拟能力评估和情景分析 [D]. 北京: 中国农业科学院, 2015

[3] 魏萌, 乔方利. CMIP5 气候模式模拟的 1850—2014 年全球温度变化的集合经验模态分解. 中国科学: 地球科学, 2016, 46(12): 1675–1688

[4] 陈晓晨, 徐影, 许崇海, 等. CMIP5 全球气候模式对中国地区降水模拟能力的评估. 气候变化研究进展, 2014, 10(3): 217–225

[5] 杨广. 气候模式中北太平洋海洋环流经向输运对比研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2017

[6] 孙葵. 气候模式对北太平洋海温变率主导模态的评估及其预估 [D]. 兰州: 兰州大学, 2013

- [7] 李芳. 基于多模式集合方案的中国东部夏季降水概率季度预测. 气象学报, 2012, 70(2): 183–191
- [8] Kharin V V, Zwiers F W. Climate predictions with multimodel ensembles. *Journal of Climate*, 2002, 15(7): 793–799
- [9] Kang I S, Yoo J H. Examination of multi-model ensemble seasonal prediction methods using a simple climate system. *Climate dynamics*, 2006, 26(2/3): 285–294
- [10] Peng P, Kumar A, van den Dool H, et al. An analysis of multimodel ensemble predictions for seasonal climate anomalies. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2002, 107(D23): 18-1–18-12
- [11] Ke Z, Zhang P, Dong W, et al. A new way to improve seasonal prediction by diagnosing and correcting the intermodel systematic errors. *Monthly Weather Review*, 2009, 137(6): 1898–1907
- [12] Krishnamurti T N, Kishtawal C M, LaRow T E, et al. Improved weather and seasonal climate forecasts from multimodel superensemble. *Science*, 1999, 285: 1548–1550
- [13] Gneiting T, Raftery A E, Westveld III A H, et al. Calibrated probabilistic forecasting using ensemble model output statistics and minimum CRPS estimation. *Monthly Weather Review*, 2005, 133(5): 1098–1118
- [14] Weigel A P, Liniger M A, Appenzeller C. Seasonal ensemble forecasts: are recalibrated single models better than multimodels?. *Monthly Weather Review*, 2009, 137(4): 1460–1479
- [15] Coelho C A S, Pezzulli S, Balmaseda M, et al. Forecast calibration and combination: a simple Bayesian approach for ENSO. *Journal of Climate*, 2004, 17(7): 1504–1516
- [16] Luo L, Wood E F, Pan M. Bayesian merging of multiple climate model forecasts for seasonal hydrological predictions. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2007, 112(D10): D10102
- [17] Li Fang, Zeng Qingcun, Li Chaofan. A Bayesian scheme for probabilistic multi-model ensemble prediction of summer rainfall over the Yangtze River Valley. *Atmospheric and Oceanic Science Letters*, 2009, 2(5): 314–319
- [18] Raftery A E, Gneiting T, Balabdaoui F, et al. Using Bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles. *Monthly Weather Review*, 2005, 133(5): 1155–1174
- [19] Zhu Z, Piao S, Lian X, et al. Attribution of seasonal leaf area index trends in the northern latitudes with “optimally” integrated ecosystem models. *Global Change Biology*, 2017, 23(11): 4798–4813
- [20] Taylor K E. Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2001, 106(D7): 7183–7192
- [21] 左正康, 吴志健, 孙逸渊, 等. 利用经验概率密度曲线加快精英多父体杂交算法中系数向量的生成. *武汉大学学报(工学版)*, 2020, 53(8): 728–733
- [22] 原立峰, 杨桂山, 李恒鹏, 等. 近50年来鄱阳湖流域降雨多时间尺度变化规律研究. *长江流域资源与环境*, 2014, 23(3): 434–440
- [23] Zhang L, Lu J, Chen X, et al. Stream flow simulation and verification in ungauged zones by coupling hydrological and hydrodynamic models: a case study of the Poyang Lake ungauged zone. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2017, 21(11): 5847–5860
- [24] 田芝平, 姜大膀. 不同分辨率 CCSM4 对东亚和中国气候模拟能力分析. *大气科学*, 2013, 37(1): 171–186