

高精度曲面建模的中国气候降尺度模型

王晨亮^{1,2}, 岳天祥^{1*}, 范泽孟¹, 赵娜^{1,2}, 孙晓芳^{1,2}

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101;

2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 与站点统计降尺度插值和动力降尺度相比, 高精度曲面建模(HASM)降尺度, 具有不需大尺度预报因子, 直接从 GCM 结果构建区域上高空间分辨率的未来气候模拟曲面的优势。HASM 降尺度将未来气候, 分为历史观测拟合的气候基准值和 GCM 未来气候变化值进行模拟, 精度明显高于传统方法, 但常数系数全局拟合的气候基准值忽略了降水分布的空间非平稳性, 导致降水模拟受到较大影响。为增强降水降尺度的气候背景值的描述能力, 通过分析全国尺度降水的非线性非平稳性特点, 提出耦合空间变系数气候基准值的 HASM 空间变系数降尺度模型(HASM-SVDM)以改进 HASM 对非平稳要素的降尺度能力, 并以 1961-2010 年全国气温降水观测数据结合地形特征信息, 利用 HASM 降尺度方法对 HadCM3 的 A1Fi、A2a 和 B2a 3 种情景的 1961-1990、2010-2039、2040-2069 和 2070-2099 时段的全国未来气温与降水进行降尺度模拟。分析表明, 耦合全局线性模型的 HASM 常数系数降尺度模型适合全国气温的降尺度模拟, 而耦合空间变系数拟合的 HASM-SVDM 增强了空间非平稳背景值的描述能力, 模拟的空间分布更能体现降水总体的非均匀分布趋势, 适合全国降水的降尺度模拟。

关键词: 高精度曲面建模; 空间插值; 降尺度; 空间变系数; 全国尺度

DOI: 10.3724/SP.J.1047.2012.00599

1 引言

气候变暖相关的最新研究表明, 气候变化会严重影响生态系统的食物供给功能、宏观结构等, 进而影响到其他资源分配的稳定性; 全球的气候变暖会造成农作物减产, 从而影响全球粮食安全^[1-2]; 显著影响植被的分布格局^[3], 并削弱了其固碳能力^[4]; 严重影响了全球水资源的循环, 诱发水量、水质等变化^[5]。

气候资源中, 气温、降水是地理生态模型的最重要的气候驱动因子。研究环境污染^[6], 生态系统模拟^[7], 农业^[8]与水资源^[9]等方面的未来气候变化响应时, 模型的情景分析需要全球气候模式(GCM)的输出来驱动。但 GCM 的计算量导致其在区域尺度空间分辨率过低, 限制了气候变化响应研究的发展。

降尺度是提高 GCM 在区域尺度分辨率的有效

方法, 主要有动力降尺度和统计降尺度。动力降尺度模型即区域气候模式(RCM), 耦合 GCM 模拟区域气候变化的物理过程^[10-11], 但对 GCM 侧边界条件及物理参数敏感^[12-13], 输出分辨率仍无法满足小尺度研究^[14]; 统计降尺度通过大尺度气候预报因子与区域尺度气象预报量之间的经验关系表达机理, 计算效率高, 可弥补 RCM 的某些缺陷。此外, 一些学者采用 Delta 降尺度方法^[15-16]避免选择预报因子的复杂性。Delta 与统计降尺度都是站点尺度模拟, 需要内插得到连续分布的曲面, 但如直接线性内插, 反距离加权(IDW)、克里金(Kriging)等传统内插方法的都存在误差问题; 离散点分布、空间尺度和参数等因素对模拟精度有很大影响^[17-21], 可导致模拟曲面无法满足区域研究的精度要求^[22-23]。

高精度曲面建模方法(High-Accuracy Surface Modeling, HASM), 是近年来发展起来的曲面建模方法, HASM 以微分几何理论解决 GIS 曲面建

收稿日期: 2012-05-08; **修回日期:** 2012-08-20.

基金项目: 国家杰出青年科学基金项目(40825003); 国家重点基础研究计划"973"项目(2010CB950904); 国家自然科学基金项目(41023010)资助。

作者简介: 王晨亮(1984-), 男, 山东青岛市人, 博士研究生, 研究方向为资源环境模型集成与系统模拟。

E-mail: wangcl@reis.ac.cn

* **通讯作者:** 岳天祥(1963-), 男, 博士, 研究员, 研究方向为资源环境地学模型与系统模拟。E-mail: yue@reis.ac.cn

模方法的误差及多尺度问题^[24-25]。其在气候、土壤和 DEM 等实证中均显示出精度高于传统方法^[7,25-26],并发展出站点数据与 GCM 模拟相结合的 HASM 常系数降尺度模型 (HASM-Constant Coefficient DownScaling Model, HASM-CDM)^[27],该方法根据气象站点观测数据,以普通最小二乘 (OLS) 回归拟合的常系数经验关系表达气候背景值,假设研究区内自变量与因变量之间的关系不变 (空间平稳性),而全国尺度降水的空间变化是空间非平稳,不适合用常系数模型表达。在全国尺度降水空间变化及其降尺度模拟时^[28-29],虽然 HASM 得到比其他方法精度更高的气候变化值曲面,但因常系数经验模型忽略了非平稳关系的空间异质性,降低了最终模拟的结果精度。

本文以全国尺度的气温与降水的降尺度模拟为例,分析了空间平稳气候要素与非平稳气候要素的特点,并引入空间变系数经验关系的 HASM 空间变系数降尺度模型 (HASM-Spatially Variable Coefficient DownScaling Model, HASM-SVDM);以 1961-2010 年全国气象观测数据、结合地形特征,利用 HASM 降尺度方法 (HASM-DM) 对 HadCM3 的 A1Fi、A2a 和 B2a 3 种情景的各个时段的全国未来气温与降水进行降尺度模拟。通过与原方法比较表明,本文改进的 HASM 变系数降尺度模型,解决了非平稳气候要素降尺度模拟中的气候背景值误差问题。

2 数据源与研究方法

2.1 基本数据来源

用于模拟中国气温与降水未来情景的基础数据源自 IPCC 数据分布中心 (<http://ipcc-ddc.cru.uea.ac.uk>) 的 IPCC HadCM3 的 A1Fi、A2a 和 B2a 3 种情景 T1 (1961-1990)、T2 (2010-2039)、T3 (2040-2069) 和 T4 (2070-2099) 时段全球气候月值数据,空间分辨率为 3.75° (经度) \times 2.50° (纬度),全球总格网点数为 $96 \times 73 = 7008$ 。通过笔者开发的建模平台,将 IPCC GCM HadCM3 的各种情景数据进行汇总统计、批量切割、空间化与插值,获得各情景各时段的全国尺度的多年平均气温 (Mean annual temperature, MAT) 和多年平均降水量 (Mean annual precipitation, MAP) 数据。模型使用的全国 1km DEM 源自 USGS ([http://](http://srtm.csi.cgiar.org)

srtm.csi.cgiar.org), 原始分辨率为 $90\text{m} \times 90\text{m}$, 对其进行重采样得到。

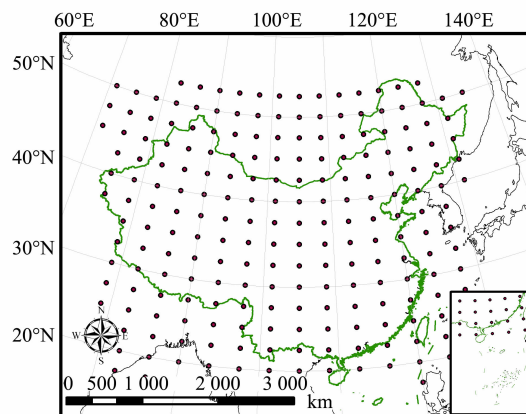


图1 全球气候模式 HadCM3 格网在中国尺度的空间分布
Fig. 1 Spatial distribution of General Circulation Model HadCM3 grids in the national level

2.2 HASM 气候降尺度方法

气候要素的空间分布信息分为确定性背景信息与随机性局部信息^[30];在降尺度研究中,HASM 降尺度模型将未来气候要素视为气候基准值与未来变化值的叠加^[15-16]:

$$f = \Psi_{\tau}^{-1}(Bv(X) + \text{HASM}[\Psi_{\tau}(g_{\text{gcm}}) - Bv_{\text{gcm}}(X)]) \quad (1)$$

其中, g 为全球大尺度 GCM 输出, $Bv(X)$ 为拟合的全国气候基准函数 (1961-2010 年),描述任意位置的区域小尺度气候背景值。 X 为区域小尺度的地学因子,其中, X_0 表示截距, $X_i (i=1,2,\dots,n)$ 表示与预测量相关的地理环境因子; $\hat{\theta}$ 表示拟合方法获得的拟合系数 (第一项 $\hat{\theta}_0$ 对应截距的常系数项 1),定量化地形等因素与气候分布的相关规律。研究中常用线性关系拟合基准值,即 $Bv(X) = X\hat{\theta}$ 。 Ψ_{τ} 函子是 BOX-COX 的转换^[31], $\Psi_{\tau}(g)$ 指将 g 变

换到线性空间内, $\Psi_{\tau}(g) = \begin{cases} \frac{(g^{\tau}-1)}{\tau}; & \tau \neq 0 \\ \log(g); & \tau = 0 \end{cases} (g >$

$0)$;若向量 $g = [g_1 \ g_2 \ \dots \ g_n]^T$,则该向量 g 的在线性空间内的映射向量 $\Psi_{\tau}(g) = [\Psi_{\tau}(g_1) \ \Psi_{\tau}(g_2) \ \dots \ \Psi_{\tau}(g_n)]^T$, Ψ_{τ} 函子参数 τ 的估计根据极大似然估计而得^[31]。 Ψ_{τ} 函子是可逆函子, Ψ_{τ}^{-1} 函子是其逆函子,表示将 Ψ_{τ} 算子的线性空间还原到非线性空间。进行线性拟合时,应将非正态样本正态化^[32],对正态样本不需转换,即 $\Psi_{\tau}(g) = g$ 。

$\Psi_{\tau}(g_{gcm}) - Bv_{gcm}(X)$ 表示大尺度格网的未来气候变化值, $HASM[\Psi_{\tau}(g_{gcm}) - Bv_{gcm}(X)]$ 表示利用 $HASM^{[33]}$ 将气候变化特征从大尺度粗粒度格网转到小尺度精细格网, 根据不同的正态转换参数对应与不同的变化值计算。(1) 式为 $HASM$ 降尺度模型的一般形式, 按照气候要素基准函数的拟合方式又可分为常系数降尺度 $HASM$ -CDM 和变系数降尺度 $HASM$ -SVDM 两种形式。

(1) 全国年平均气温的 $HASM$ 常系数降尺度模型

由于普通线性回归拟合常系数的理论完备, 能较好地拟合全局信息^[34], 式(1)的 $HASM$ 降尺度模型常用其构建常系数气候基准值, 即 $HASM$ -CDM:

$$f_i = \theta_0 + \sum_{j=1}^q x_{ij}\theta_j + \Delta f_i (i = 1, 2, \dots, m) \quad (2)$$

其中, m 为空间位置个数, q 为相关因子个数; 表示研究区内空间位置 i 上的第 j 个地理因子, $\theta_j (j = 0, 1, \dots, q)$ 表示 x_{ij} 的未知参数, θ_0 表示截距; $\theta_0 + \sum_{j=1}^q x_{ij}\theta_j$ 表示 OLS 拟合^[34-35]的气候基准背景值, Δf_i 表示气候未来值与气候基准值的差分算子, 由 $HASM$ 将大尺度网格加密到小尺度精细格网上的每一位置^[7], 从而描述高精度的局部变化信息^[33, 36]。受太阳辐射、大气环流及下垫面作用等因素的影响, 中国气候要素的空间分布具有明显的纬度地带性、高程垂直递减性等地理特征, 常以高程、经纬度等地理因子拟合气候趋势。OLS 回归系数根据 $\theta = (X^T X)^{-1} X^T f$ 计算, 根据对连续时间序列的气象站历史数据与相关地理因子的回归分析, 量化各个相关地理因子对气温空间分布的影响:

全国尺度气温的分布主要与纬度和高程有关, 即气温随海拔增高递减的气温垂直递减规律, 随纬度的变化由南向北递减的气温纬度分布规律; 通过对 1961-2010 年气象站的年气温历史数据的二元线性回归拟合, 得到常系数气温基准值函数:

$$TEM = 38.552 - 0.705 \cdot LAT - 0.003 \cdot DEM \quad (3)$$

其中, LAT 表示纬度坐标($^{\circ}$), DEM 为高程值(m); 根据该式构建全国年平均气温降尺度模型:

$$\Delta TEM_{gcm}(x, y, t) = TEM_{gcm}(x, y, t) - 38.552 - 0.705 \cdot LAT_{gcm}(x, y) + 0.003 \cdot DEM_{gcm}(x, y) \quad (4)$$

$$TEM(x, y, t) = HASM[\Delta TEM_{gcm}(x, y, t)] + 38.552 - 0.705 \cdot LAT(x, y) - 0.003 \cdot DEM(x, y) \quad (5)$$

其中, 下标 gcm 表示为大尺度格网变量, t 表示 GCM 不同情景时段。先在大尺度粗粒度格网上用 GCM 气温情景值减去气温基准值得到气温变化值 $\Delta TEM_{gcm}(x, y, t)$; $HASM[\Delta TEM_{gcm}(x, y, t)]$ 表示用 $HASM$ 将 $\Delta TEM_{gcm}(x, y, t)$ 加密为小尺度气温变化值, 并与小尺度的气候基准值相叠加得到各情景时段的气温降尺度模拟值 $TEM(x, y, t)$ 。

(2) 全国年平均降水的 $HASM$ 空间变系数降尺度模型

原有的 $HASM$ -CDM 假定自变量和因变量的关系具有空间平稳性(研究区内恒定不变)^[37], 如全国尺度气温的垂直递减率和纬度地带性分布规律可近似为空间平稳关系; 由于不稳定季风气候影响, 全球降水与地理因子的关系空间不平稳, 难以用常系数经验模型表示。在其他空间非平稳要素的降尺度研究中发现, 空间变系数回归方法在土壤要素的降尺度效果明显优于常系数拟合^[38], 因此, 本研究将空间变系数模型中的地理加权回归(GWR)及 BOX-COX 正态转换的引入 $HASM$ -DM, 提出适合空间非平稳气候要素的 $HASM$ -SVDM, 用于全国降水的降尺度模拟:

$$f_i = \Psi_{\tau}^{-1}[\theta_0 + \sum_{j=1}^q x_{ij}\theta_j + \Delta f_i] \quad (6)$$

其中, $\theta_0 + \sum_{j=1}^q x_{ij}\theta_j$ 是空间位置 i 的转换后线性空间内的气候基准值, Δf_i 是该线性空间内该点的气候趋势误差, θ_0 表示线性空间内该点的截距, $\theta_j (j = 1, 2, \dots, m, j = 1 \dots q)$ 是第 j 个未知参数; 其中, 回归系数为 $\hat{\theta} = (X^T W X)^{-1} X^T W \Psi_{\tau}(\Delta f)^{[39]}$, 获得空间上连续变化的系数曲面; 其中, W 为 $[W_1(u), W_2(u), \dots, W_n(u)]$ 组成的对角线矩阵, 表示由核函数估计的空间权重矩阵, 一般取高斯核函数 $W_i(u) = \exp[-(d_{ij}/h)^2]$, 其中, d_{ij} 表示数据点 j 与样本点 i 之间的欧氏距离, h 为权重带宽; GWR 只对带宽的选择敏感, 对权重函数不敏感, 带宽的确定方法一般是交叉验证或 AIC 法则^[40]。本文用交叉验证选择带宽:

$$cv(h) = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{(\neq i)}(h)]^2 \quad (7)$$

其中, y_i 为因变量在空间位置 i 处观测值, $\hat{y}_{(\neq i)}(h)$ 表示 h 带宽下, 回归点周围的模拟点。通过一

系列 h , 计算相应 $cv(h)$, 选择出最佳带宽 h_0 , 使得:

$$cv(h_0) = \min_{h>0} cv(h) \quad (8)$$

HASM-SVDM 通过权重矩阵 W 对 OLS 常系数回归扩展, 生成空间局部变化的回归系数, 从而刻画出空间非平稳的气候基准值分布规律。

通过对 1961–2010 年气象台站的年降水量统计数据与相关地理因子的地理加权回归得到降水趋势背景值。因 GWR 自身的权重函数已反映了地理位置(坐标)对预测量的影响, 只考虑数字高程 DEM、坡向因子 ICA 进行 GWR 拟合(表 1):

表 1 多年平均降水回归拟合参数

Tab. 1 Parameters of regression models on mean annual precipitation fitting

回归方法	辅助变量	带宽(m)	AICc	R ²	R ² Adjusted
IGWR	DEM, ICA	440 547.56	2056.11	0.90	0.89
OLS	DEM, ICA, 经纬度	10 517.96	0.77	0.77	

标准差 σ 是残差的估计标准差, 越小说明模型越精确。AICc 是模型选择的度量, AICc 越小越准确。R² Adjusted 是根据数据校正的 R², 比 R² 的数值更小更准确。表 1 表明, GWR-BC 比 OLS 拟合全国降水的分布趋势更准确, 在本研究中将采用 GWR-BC 拟合 HASM 降尺度模型的空间变系数降水基准值函数:

$$PRE = \Psi_{0.4753}^{-1} (\text{Intercept} + \text{cof}_{\text{dem}} \cdot \text{DEM} + \text{cof}_{\text{ica}} \cdot \text{ICA}) \quad (9)$$

其中, Intercept 是截距, DEM 是数字高程模型, ICA 是坡向因子^[28], cof_{dem} 和 cof_{ica} 为相应自变量的 GWR 回归系数曲面。根据该式构建全国降水降尺度模型:

$$\Delta PRE_{\text{gcm}}(x, y, t) = \Psi_{0.4753}^{-1} [\text{PRE}_{\text{gcm}}(x, y, t) - \text{Intercept}(x, y) - \text{cof}_{\text{dem}} \cdot \text{DEM}(x, y) - \text{cof}_{\text{ica}} \cdot \text{ICA}(x, y)] \quad (10)$$

$$PRE(x, y, t) = \Psi_{0.4753}^{-1} \{ \text{HASM}[\Delta PRE_{\text{gcm}}(x, y, t) - \text{Intercept}(x, y) - \text{cof}_{\text{dem}} \cdot \text{DEM}(x, y) - \text{cof}_{\text{ica}} \cdot \text{ICA}(x, y)] \} \quad (11)$$

其中, 下标 gcm 表示为大尺度格网变量, t 表示 GCM 不同情景时段。首先在大尺度上用降水情景值减去降水基准值得到降水变化值 $\Delta PRE_{\text{gcm}}(x, y, t)$; HASM $[\Delta PRE_{\text{gcm}}(x, y, t)]$ 表示运用 HASM 将 $\Delta PRE_{\text{gcm}}(x, y, t)$ 加密为小尺度降水变化值, 并与小尺度的降水基准值相叠加得到各情景时段的降水

降尺度模拟值 $PRE(x, y, t)$ 。

3 中国气候降尺度模型的模拟分析

3.1 气候基准期的气候模拟曲面与气候情景模拟曲面比较

比较气候基准期(1961–1990 年)的气象观测模拟曲面与气候情景模拟曲面的差异。模拟气象基准期的气象曲面的方法是通过计算站点尺度上 1961–1990 年气象台站与气象基准值的变化值, 利用 HASM 插值到全国 1km 格网尺度, 后叠加气候基准曲面得到气候模拟曲面。气候基准期的气候情景模拟方法类似, 只是变化值换为 GCM 格网尺度上的 T1 时段情景值与基准值的变化值, 通过 HASM 插值到全国格网尺度后叠加气候基准曲面, 得到 T1 时段气候情景曲面。

表 2 说明, 在气候基准期内, 各情景模拟与台站观测值及其插值曲面的相关程度较高, 降尺度方法可行, 研究采用的 HadCM3 模式适合中国区域的降尺度研究^[41–42]。由于插值方法的误差等影响, 情景值与气象插值曲面的相关性低于其与台站观测值的相关性; 由于降水变化的复杂性, 气温的降尺度效果好于降水的降尺度。

表 2 基准期各情景与实测及插值结果的相关系数

Tab. 2 Correlation comparison between scenarios and observed or interpolated values in baseline period

情景模拟	A1Fi 情景 与实测	A2a 情景 与实测	B2a 情景 与实测	A1Fi 情景 与插值	A2a 情景 与插值	B2a 情景 与插值
气温 MAT	0.97	0.97	0.97	0.95	0.95	0.95
降水 MAP	0.95	0.95	0.95	0.92	0.92	0.92

3.2 气候基准值拟合方法的对比分析

为验证本文对 HASM 降尺度模型的改进, 对气温及降水降尺度模型参数的空间平稳性进行验证。利用 GWR 模拟回归系数的平均变异系数, 分析气温或降水的回归关系的空间平稳性:

$$\overline{CV} = (\sum_{i=1}^n \frac{S_i}{\bar{X}_i} \times 100\%) / n \quad (12)$$

其中, n 表示回归系数个数, i 表示第 i 个回归系数, S_i 是该回归系数标准差, \bar{X}_i 是其属性均值。 $\overline{CV} < 10\%$, 称为弱变异, $10\% \leq \overline{CV} < 100\%$ 时, \overline{CV} 为中等变异; $\overline{CV} \geq 100\%$ 为强变异^[43]。 \overline{CV} 反映的

变异性越弱,气候基准值就越适合常系数模型,否则应该考虑空间变系数拟合。

全局莫兰指数(Global Moran's I)是应用最广泛的空间自相关性定量方法^[44],其值域为 $[-1, 1]$,取值为-1表示完全负相关,取值为1表明完全正相关,取值为0表明不相关(空间变量不存在完全不相关):

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n [w_{ij} x_i - \bar{x}](x_j - \bar{x})}{(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}) \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (13)$$

其中, x_i 和 x_j 是要素 i 和 j 的属性, \bar{x} 是要素属性平均值, w_{ij} 是要素 i 和 j 之间的空间权重, n 是研究区内要素总数。回归残差的全局莫兰指数绝对值越小,表明回归模型描述的不确定性信息越多,拟合的越精确。

以上指标均只能反映模型拟合的单方面效果,为综合比较 OLS 与 GWR 的模拟效果,研究设计选择系数 SI :

$$SI = \frac{|\overline{CV}| R_{\text{gwr}}^2 (1 - |I_{\text{gwr}}|)}{R_{\text{ols}}^2 (1 - |I_{\text{ols}}|)} \quad (14)$$

其中, $|I_{\text{ols}}|$ 与 $|I_{\text{gwr}}|$ 分别为 OLS 与 GWR 方法残差的莫兰指数, R_{ols}^2 与 R_{gwr}^2 分别为 OLS 与 GWR 方法拟合优度。若 SI 大于 1,适合用 GWR 方法。对气温和降水的气候基准值分别用 OLS 回归与 GWR 回归进行模拟,降水的 OLS 回归在(9)式基础上增加自变量经度和纬度坐标。两种回归的比较表明,全国尺度气温 \overline{CV} 为弱变异,可视为空间平稳要素, SI 远小于 1,适合 OLS 回归;而全国尺度降水 \overline{CV} 为中等变异,为空间非平稳要素, SI 大于 1,适合 GWR 回归。

表 3 气温与降水降尺度模型参数比较

Tab. 3 Parameters comparison between MAT and MAP downscaling models

降尺度要素	平均变异系数(%)	I_{ols}	I_{gwr}	R_{ols}^2	R_{gwr}^2	SI
气温	7.95	0.32	0.25	0.92	0.95	0.09
降水	46.98	0.73	0.22	0.77	0.90	1.56

通过气温与降水降尺度的模型比较(表 3)表明,气温降尺度过程中,常系数与变系数模型的模拟差异不大,气温的分布格局有全局性特点;而在降水降尺度过程中,变系数模型明显优于常系数模型,降水的分布规律存在非常明显的空间变异性。

3.3 HadCM3 A1Fi 情景的年平均气温变化格局

在 HadCM3 A1Fi 情景下,全国年平均气温在 T1—T4 时段内呈快加速上升趋势,T2 时段后增温速度明显加快。其中,在 T1—T2 时段上升 1.1618℃、T2—T3 时段上升 2.1401℃、T3—T4 时段上升 2.4830℃(图 2)。

T1—T2 时段气温总体呈上升趋势。天山、准格尔盆地、内蒙古高原、大兴安岭北部、小兴安岭和长白山的升温幅度在 1.3~1.65℃之间,唐古拉山脉附近的升温幅度在 1.4~1.7℃之间。T2—T3 时段气温上升趋势明显,塔里木盆地西部,东北平原南部和辽宁与内蒙古吉林交界处区域的升温幅度在 2.6~2.8℃之间。T3—T4 时段气温继续呈快速上升趋势,天山、准格尔盆地,吐鲁番盆地,阿拉善高原、东北地区 and 内蒙古北部的升温幅度在 2.75~3℃之间。塔里木盆地,昆仑山和青藏高原中部升温幅度在 2.5~2.7℃之间。

3.4 HadCM3 A2a 情景的年平均气温变化格局

在 HadCM3 A2a 情景下,全国年平均气温在 T1—T4 时段内呈上升趋势,增温速度不断加快,T3—T4 时段上升最明显。其中,在 T1—T2 时段上升 1.2352℃、T2—T3 时段上升 1.400℃、T3—T4 时段上升 1.967℃(图 3)。

T1—T2 时段气温呈上升趋势。四川北部、新疆、内蒙古、大兴安岭、东北平原等地的升温幅度在 1.3~1.55℃之间;山西以北,甘肃西部和河南与湖北交界处地区的升温幅度在 1.26~1.28℃之间。T2—T3 时段气温呈快速上升趋势,除以新疆、青海、内蒙古与甘肃等地区交界处为中心的地区,内蒙古东北部与黑龙江大部分地区的升温幅度在 1.4~1.65℃以上。T3—T4 时段气温继续均呈快速上升趋势,新疆、东北地区、甘肃、四川北部、青海西部和东部及内蒙古大部分等地区的升温幅度在 2~2.35℃之间。

3.5 HadCM3 B2a 情景的年平均气温变化格局

在 HadCM3 B2a 情景下,全国年平均气温在 T1—T4 时段内呈上升趋势,增温速度不断减慢。其中,在 T1—T2 时段上升 1.2857℃、T2—T3 时段上升 1.0090℃、T3—T4 时段上升 0.9840℃(图 4)。

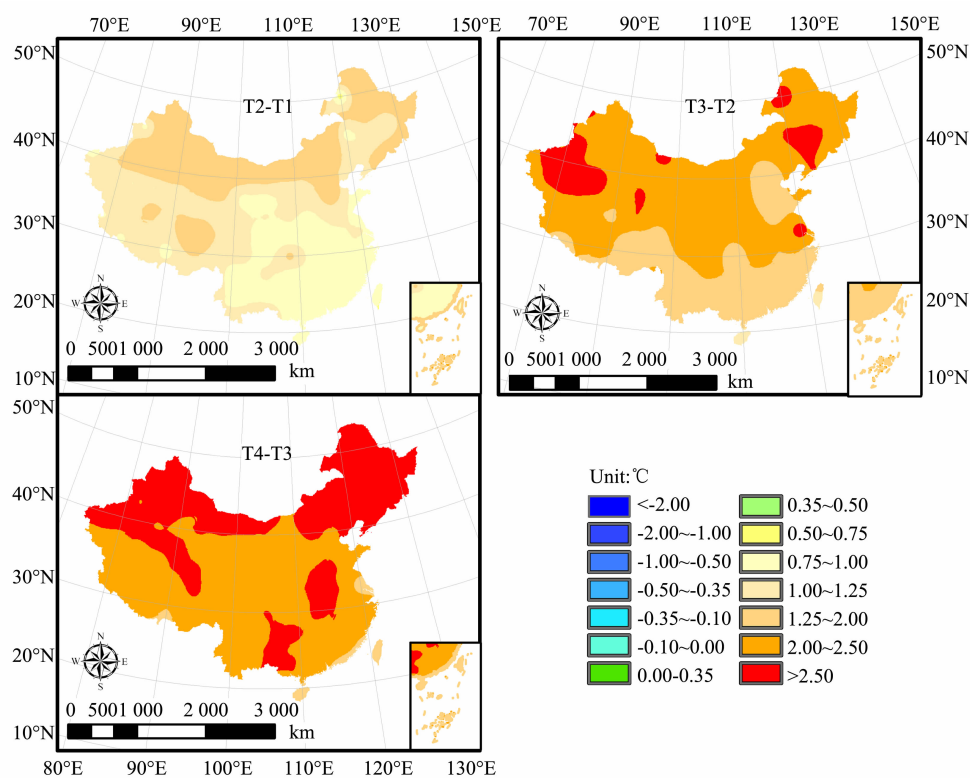


图2 A1Fi 情景年平均气温的变化趋势

Fig. 2 MAT change in China under scenario A1Fi

(T1: 1961 - 1990; T2: 2010 - 2039; T3: 2040 - 2069; T4: 2070 - 2099)

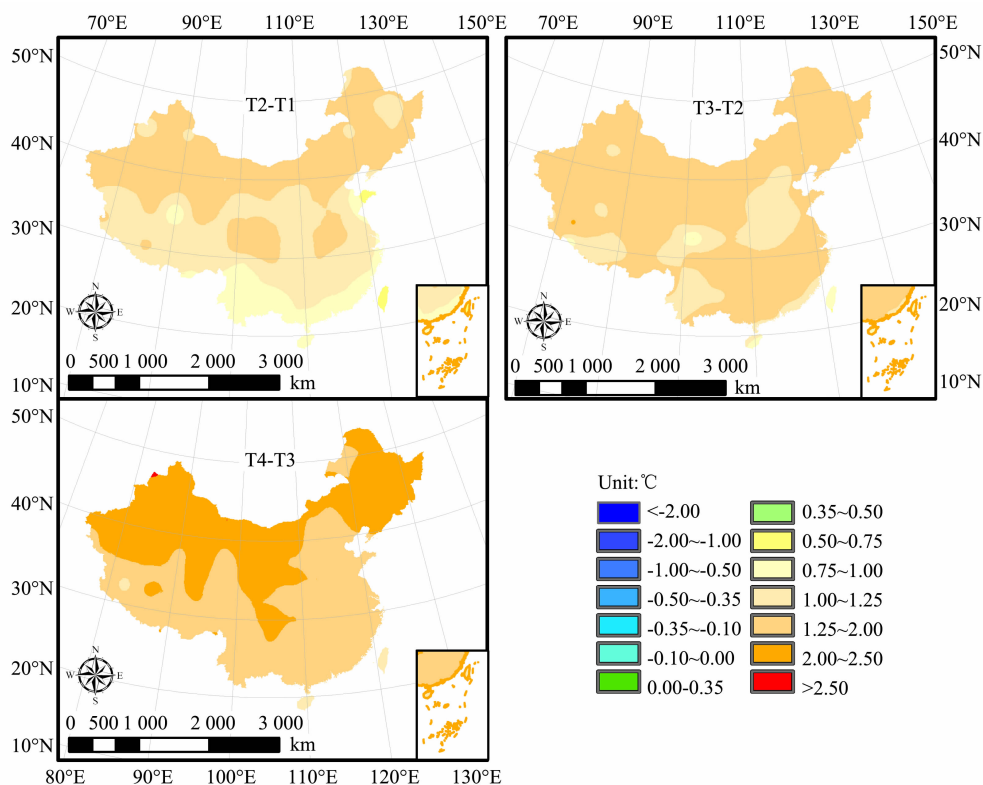


图3 A2a 情景年平均气温的变化趋势

Fig. 3 MAT change in China under scenario A2a

(T1: 1961 - 1990; T2: 2010 - 2039; T3: 2040 - 2069; T4: 2070 - 2099)

T1—T2 时段气温呈上升趋势。东北地区及内蒙古的升温幅度在 $1.5\sim 1.8^{\circ}\text{C}$ 之间,新疆西部,甘肃和青藏高原的升温幅度在 $1.25\sim 1.5^{\circ}\text{C}$ 之间。T2—T3 时段气温总体呈上升趋势,新疆大部分地区,阿拉善高原,黑龙江西部,云贵高原南部的升温幅度在 $1.25\sim 1.6^{\circ}\text{C}$ 之间;T3—T4 时段气温继续均呈上升趋势,青藏高原西南部与云贵高原大部分地区,河北和辽宁南部的升温幅度在 $0.5\sim 1^{\circ}\text{C}$ 之间。

3.6 HadCM3 A1Fi 情景的年平均降水变化格局

在 HadCM3 A1Fi 情景下,全国年平均降水在 T1—T4 时段内呈上升趋势,上升速度不断加快。其中,在 T1—T2 时段上升 37.59mm 、T2—T3 时段上升 79.048mm 、T3—T4 时段上升 94.167mm (图 5)。

T1—T2 时段降水总体呈上升趋势。福建、江西、浙江、和上海的上升趋势在 $120\sim 150\text{mm}$ 之间,昆仑山地区的上升幅度在 $50\sim 75\text{mm}$ 之间,青藏高原西北部上升幅度在 $60\sim 76\text{mm}$ 之间;但在天津、河北和山西等地降水略有下降,幅度在 $0\sim 10\text{mm}$ 之间。T2—T3 时段降水总体呈上升趋势,但空间变化差异较大。其中,福建、浙江东北部的降水的上升幅度在 $300\sim 400\text{mm}$ 之间,四川东北部和甘肃南部的上升幅度在 $250\sim 300\text{mm}$ 之间,喜马拉雅山脉和冈底斯山脉附近的上升幅度在 $200\sim 250\text{mm}$ 之间。T3—T4 时段降水总体呈上升趋势。其中,海南、云南、贵州、广东、湖南和湖北南部的上升趋势在 $180\sim 250\text{mm}$ 之间,福建、江西、山东、河北、北京、天津、辽宁和吉林东部的上升幅度在 $100\sim 150\text{mm}$ 之间,黑龙江、内蒙古、甘肃、青海、西藏北部、浙江和江苏的上升幅度在 $20\sim 100\text{mm}$ 之间。

3.7 HadCM3 A2a 情景的年平均降水变化格局

在 HadCM3 A2a 情景下,全国年平均降水在 T1—T4 时段内呈上升趋势。其中,在 T1—T2 时段上升 6.7549mm 、T2—T3 时段上升 72.3496mm 、T3—T4 时段上升 69.2003mm (图 6)。

T1—T2 时段降水有增有减,总体呈上升趋势。其中,西藏西部的上升幅度在 $60\sim 90\text{mm}$ 之间,羌塘高原北部、福建、浙江、祁连山、大兴安岭北部和新疆北部的上升幅度在 $25\sim 50\text{mm}$ 之间;但在西藏东部、横断山、云南、贵州、四川盆地、湖北、大兴安岭南部、东北平原和长白山地区的降水呈下降趋势,幅度在 $0\sim 50\text{mm}$ 之间。T2—T3 时段降水总体

呈上升趋势,其中,青藏高原东南边缘的上升幅度在 $60\sim 90\text{mm}$ 之间,秦岭、太行山、辽宁和吉林的上升幅度在 $100\sim 150\text{mm}$ 之间。T3—T4 时段降水继续均呈上升趋势,唐古拉山,大巴山及秦岭地区和武夷山以东地区的上升幅度在 $200\sim 298\text{mm}$ 之间,喜马拉雅山、冈底斯山、甘肃南部和四川盆地的上升幅度在 $200\sim 245\text{mm}$ 之间,念青唐古拉山、武夷山和大兴安岭以北地区的上升幅度在 $145\sim 175\text{mm}$ 之间。

3.8 HadCM3 B2a 情景的年平均降水变化格局

在 HadCM3 B2a 情景下,全国年平均降水在 T1—T4 时段内呈快加速上升趋势。其中,在 T1—T2 时段上升 26.1674mm 、T2—T3 时段上升 39.6446mm 、T3—T4 时段上升 40.0403mm (图 7)。

T1—T2 时段降水总体呈上升趋势。其中,西藏西部和黑龙江的上升幅度在 $60\sim 70\text{mm}$ 之间;但在长江中下游平原呈下降趋势,幅度在 $0\sim 50\text{mm}$ 之间。T2—T3 时段降水总体呈上升趋势。其中,广东东部、江西、福建、安徽、浙江、上海和江苏的上升幅度在 $100\sim 120\text{mm}$ 之间,广西南部 and 东部、海南、广东西部、湖南、河南、山东和河北南部的上升幅度在 $50\sim 100\text{mm}$ 之间;T3—T4 时段降水总体继续呈上升趋势。其中,广东和湖南的上升趋势在 $100\sim 120\text{mm}$ 之间,广西、云南、西藏东南部、四川、甘肃南部、陕西南部、河南、江苏南部、浙江、福建和江西的上升趋势在 $50\sim 100\text{mm}$ 之间。

4 结论与讨论

根据长时间序列(1961—2010 年)的全国气温与降水的气象站观测数据作为气象基准值,采用 HASM 降尺度方法,分别计算 HadCM3 的 A1Fi、A2a 和 B2a 3 种情景 T1—T4 时段的全国尺度年平均气温与降水的 1km 网格,从而获得以上各情景时段的气温和降水的空间格局与变化趋势。本文提出耦合空间变系数模型的 HASM 降尺度模型,弥补了以往 HASM 降尺度模拟空间非平稳的气象要素的不足,本文给出 HASM 降尺度模型的一般形式,并以降水为例,分析气候基准值的空间非平稳性,将空间变系数经验模型引入 HASM 降尺度模型来改进基准函数拟合效果,解决了 HASM 模拟中非平稳趋势的误差问题。

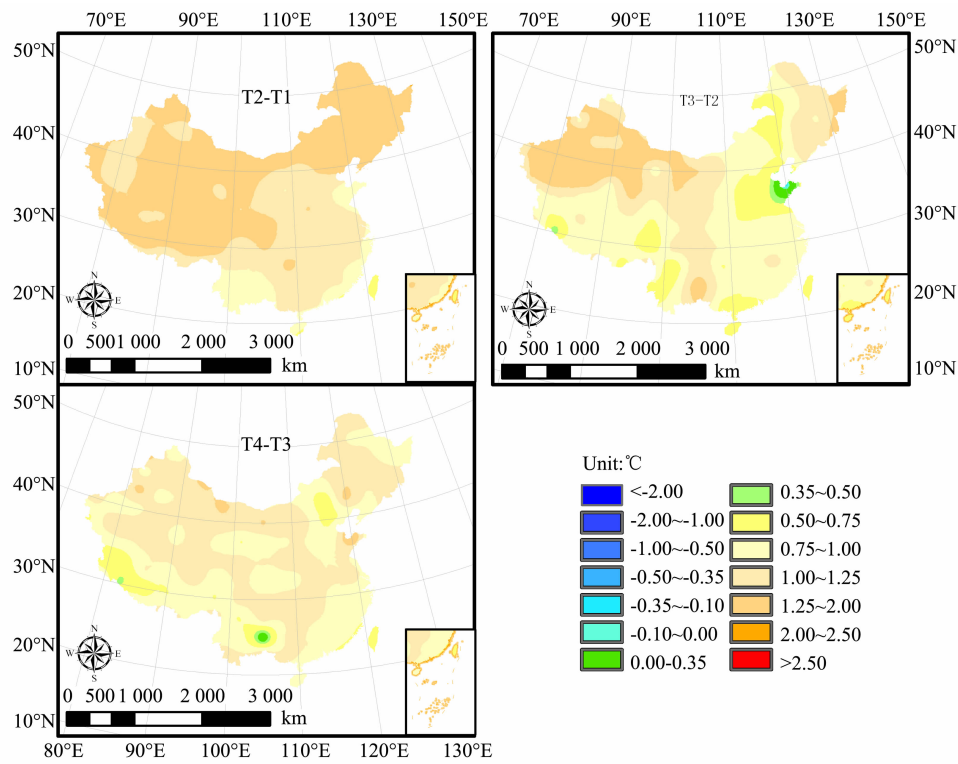


图 4 B2a 情景年平均气温的变化趋势

Fig. 4 MAT change in China under scenario B2a

(T1: 1961 - 1990; T2: 2010 - 2039; T3: 2040 - 2069; T4: 2070 - 2099)

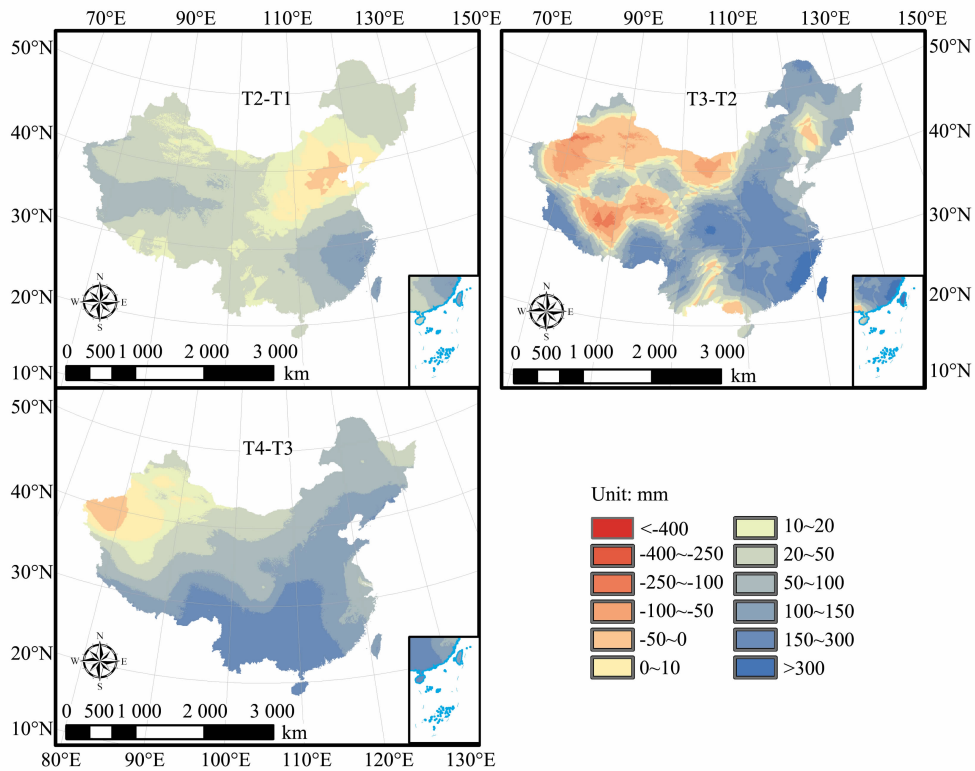


图 5 A1Fi 情景年平均降水的变化趋势

Fig. 5 MAP change in China under scenario A1Fi

(T1: 1961 - 1990; T2: 2010 - 2039; T3: 2040 - 2069; T4: 2070 - 2099)

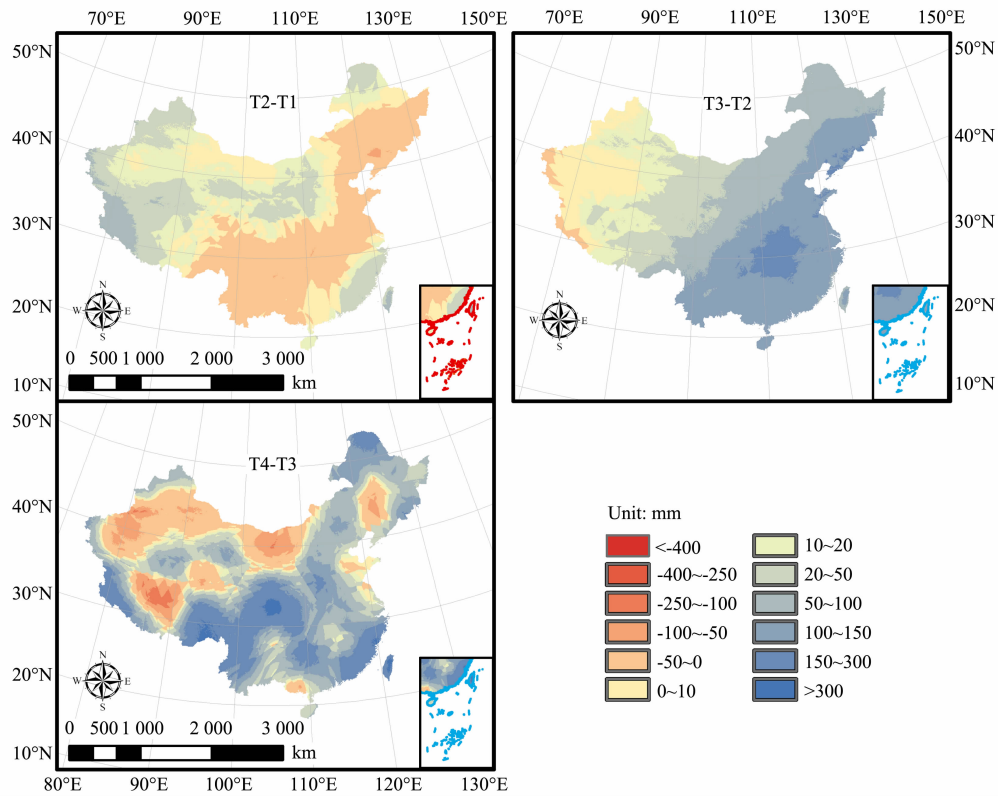


图 6 A2a 情景年平均降水的变化趋势

Fig. 6 MAP change in China under scenario A2a

(T1: 1961-1990; T2: 2010-2039; T3: 2040-2069; T4: 2070-2099)

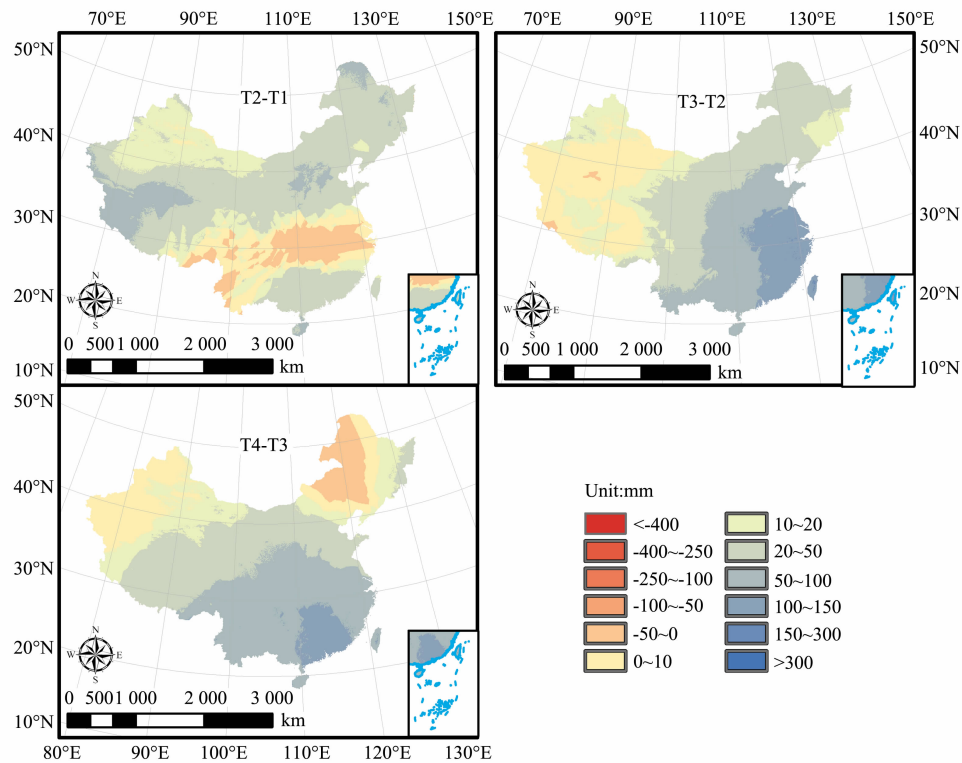


图 7 B2a 情景年平均降水的变化趋势

Fig. 7 MAP change in China under scenario B2a

(T1: 1961-1990; T2: 2010-2039; T3: 2040-2069; T4: 2070-2099)

IPCC HadCM3 的 A1FI、A2a 和 B2a 3 种情景的全国未来年平均气温和平均降水均呈持续上升趋势:①基于 A1FI 情景数据的基准(T1)时段气温最高,其次是 B2a 情景,而 A2a 情景则稍低于 B2a 情景;②基于 A2a 情景数据的基准(T1)时段年平均降水最高,其次是 B2a 情景,而 A1FI 情景的基准(T1)时段结果稍低于 B2a 情景;③在 T1—T4 时段内,A1FI 情景的年平均气温和年平均降水量的增加速度最快,A2a 情景的气温和降水的增加速度其次,而 B2a 情景的增加速度最慢;④到 T4 时段时,B2a 情景的年平均气温和年平均降水量均为最低。

物理过程的动力降尺度的优势是其对降水的降尺度效果好于其他经验方法,本文对 HASM 降尺度模型进行改进后,弥补了以往非机理降尺度对空间非平稳的降水降尺度的不足,并且 HASM 降尺度费机时少,模拟参数处理简单,能获得更高分辨率的气候降尺度模拟值。

与统计降尺度方法相比,HASM 降尺度模型省去了筛选大尺度预报因子的过程,避免了由于因子选择不当或其预测精度而带来的不确定性,而统计降尺度通过经验模型来表达机理,计算效率高,比动力降尺度操作简单。但模拟结果对预报因子的选择十分敏感,需研究者根据气象知识和分析方法从大量预报因子中筛选出有物理意义的环流或其他气象因子,拟合的经验模型依赖于预报因子与地表因子的平稳关系,模拟效果也受到 GCM 预报因子的误差的影响。

HASM 降尺度模型与 Delta 方法基于同一理论基础,即将未来气候视为气候基准值与气候变化值的叠加,Delta 降尺度的气温差值与降水比值的变化值,实质是 HASM 降尺度模型气候变化值的特例。Delta 与统计降尺度均是基于站点降尺度,需借助内插方法生成连续曲面,而本文改进的 HASM 降尺度模型,根据大尺度气候预测值和气候观测数据,在区域尺度的高分辨率格网上构建高精度的未来气候模拟值时,自动寻找适合的变化值计算形式;一般的统计降尺度、Delta 降尺度和过去的 HASM 降尺度都依赖于气候预报值域地表因子的平稳关系,本文通过引入变系数模型拟合气候背景值,扩展了 HASM 降尺度方法。以往 HASM 常系数降尺度模型根据站点实测构建气候要素背景值分布的全局规律,适合于空间平稳关系的气候要素降尺度,而本文提出的 HASM 变系数降尺度模型,

则根据站点实测出背景值分布的空间局部变异性,适合于空间非平稳关系的气候要素降尺度。

本文介绍的降尺度方法不仅可用于多年平均的气候降尺度,也可用于其他时间尺度(如年均或月均),但应注意降水的时空分布具有较强的变异性,在不同的时空尺度上,需依据具体数据选择适合因子拟合参数。

参考文献:

- [1] Pongratz J, Lobell D B, Cao L, *et al.* Crop yields in a geoengineered climate [J]. *Nature Climate Change*, 2012,2(2):101–105.
- [2] Lobell D B, Schlenker W, Costa-Roberts J. Climate trends and global crop production since 1980 [J]. *Science*, 2011,333(6042):616–620.
- [3] Michael G, Harald P, Andreas F, *et al.* Continent-wide response of mountain vegetation to climate change [J]. *Nature Climate Change*, 2012,2(2):111–115.
- [4] Zhao M S, Running S W. Drought-induced reduction in global terrestrial net primary production from 2000 through 2009 [J]. *Science*, 2010,329(5994):940–943.
- [5] 吴绍洪,赵宗慈. 气候变化和水的最新科学认知 [J]. *气候变化研究进展*, 2009,5(3):125–133.
- [6] Thatcher M, Hurley P. A customisable downscaling approach for local-scale meteorological and air pollution forecasting: Performance evaluation for a year of urban meteorological forecasts [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2010,25(1):82–92.
- [7] Yue T X, Fan Z M, Chen C F, *et al.* Surface modelling of global terrestrial ecosystems under three climate change scenarios [J]. *Ecological Modelling*, 2011,222(14):2342–2361.
- [8] Mearns L O, Rosenzweig C, Goldberg R. Mean and variance change in climate scenarios: Methods, agricultural applications, and measures of uncertainty [J]. *Climatic Change*, 1997,35(4):367–396.
- [9] Fowler H J, Blenkinsop S, Tebaldi C. Linking climate change modelling to impacts studies: recent advances in downscaling techniques for hydrological modelling [J]. *International Journal of Climatology*, 2007,27(12):1547–1578.
- [10] Van Vliet M T H, Blenkinsop S, Burton A, *et al.* A multi-model ensemble of downscaled spatial climate change scenarios for the Dommel catchment, Western Europe [J]. *Climatic Change*, 2012,111(2):249–277.
- [11] Giorgi F, Mearns L O. Introduction to special section:

- Regional climate modeling revisited[J]. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 1999,104(6):6335 - 6352.
- [12] 魏和林,符淙斌,王维强. 区域气候模式侧边界的处理对东亚夏季风降水模拟的影响[J]. *大气科学*, 1998, 22(5):779 - 790.
- [13] 刘鸿波,张大林,王斌. 区域气候模拟研究及其应用进展[J]. *气候与环境研究*, 2006,11(5):649 - 668.
- [14] 高学杰,石英,Giorgi Filippo. 中国区域气候变化的一个高分辨率数值模拟[J]. *中国科学 D 辑:地球科学*, 2010,40(7):911 - 922.
- [15] Hay L E, Wilby R L, Leavesley G H. A comparison of delta change and downscaled GCM scenarios for three mountainous basins in the United States [J]. *Journal of the American Water Resources Association*, 2000,36(2):387 - 397.
- [16] Gellens D, Roulin E. Streamflow response of Belgian catchments to IPCC climate change scenarios[J]. *Journal of Hydrology*, 1998,210(1 - 4):242 - 258.
- [17] Moreno J I L, Latron J, Lehmann A. Effects of sample and grid size on the accuracy and stability of regression-based snow interpolation methods[J]. *Hydrological Processes*, 2010,24(14):1914 - 1928.
- [18] Gosciwski D. Application of selected statistical coefficients to accuracy analysis on surface interpolation models[C]. 7th International Conference Environmental Engineering, 2008,1 - 3:1314 - 1319.
- [19] Wang C, Tang G A, Jia D X, *et al.* Accuracy of difference associated with grid digital elevation model [J]. *Proceedings of the SPIE — The International Society for Optical Engineering*, 2007,67532I:13.
- [20] Alsamamra H, Ruiz-Arias J A, Pozo-Vazquez D, *et al.* A comparative study of ordinary and residual kriging techniques for mapping global solar radiation over southern Spain[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2009,149(8):1343 - 1357.
- [21] Garbrecht J, Martz L W. Digital elevation model grid size, landscape representation, and hydrologic simulations — Comment [J]. *Water Resources Research*, 1996,32(5):1461 - 1462.
- [22] Fisher P. Improved modeling of elevation error with geostatistics[J]. *Geoinformatica*, 1998, 2 (3): 215 - 233.
- [23] Gribov A, Krivoruchko K. Geostatistical mapping with continuous moving neighborhood[J]. *Mathematical Geology*, 2004,36(2):267 - 281.
- [24] 岳天祥,杜正平. 高精度曲面建模与经典模型的误差比较分析[J]. *自然科学进展*, 2006,16(8):986 - 991.
- [25] Yue T X, Du Z P, Song D J, *et al.* A new method of surface modeling and its application to DEM construction[J]. *Geomorphology*, 2007,91(1 - 2):161 - 172.
- [26] Shi W J, Liu J Y, Du Z P, *et al.* Surface modelling of soil properties based on land use information[J]. *Geoderma*, 2011, 162(3 - 4): 347 - 357.
- [27] 范泽孟,岳天祥,陈传法,等. 中国气温未来情景的降尺度模拟[J]. *地理研究*, 2011,30(11):2043 - 2051.
- [28] 范泽孟,岳天祥,陈传法,等. 中国气温与降水的时空变化趋势分析[J]. *地球信息科学学报*, 2011,13(4):526 - 533.
- [29] 范泽孟,岳天祥,陈传法,等. 中国降水未来情景的降尺度模拟[J]. *地理研究*, 2011,30(11):2043 - 2051.
- [30] Matheron G. The theory of regionalized variables and its applications [M]. *école nationale supérieure des mines*, 1971.
- [31] Box G E P, Cox D R. An analysis of transformations [J]. *Journal of the Royal Statistical Society Series B - Statistical Methodology*, 1964,26(2):211 - 252.
- [32] Fotheringham S, Brunsdon C, Charlton M. Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships[M]. *Wiley*, 2002.
- [33] 岳天祥,杜正平,宋敦江. 高精度曲面建模: HASM4 [J]. *中国图象图形学报*, 2007,12(2):343 - 348.
- [34] Budiman M, Mcbratney A B. Spatial prediction of soil properties using EBLUP with the Matérn covariance function[J]. *Geoderma*, 2007,140(4):324 - 336.
- [35] Kitanidis P. Generalized covariance functions in estimation [J]. *Mathematical Geology*, 1993,25(5):525 - 540.
- [36] Yue T X. Surface modeling: High accuracy and high speed methods[M]. *Taylor & Francis*, 2011.
- [37] Brunsdon C, Fotheringham S, Charlton M. Geographically weighted regression: A method for exploring spatial nonstationarity [J]. *Geographical Analysis*, 1996,28(4):281 - 298.
- [38] Yu G N, Di L P, Yang W L. Downscaling of global soil moisture using auxiliary data[C]. 2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium - Proceedings, July 6, 2008 - July 11, 2008, Boston, MA, United states: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. , 2008,III230 - III233.
- [39] Brunsdon C, Fotheringham S, Charlton M. Geographically weighted regression - modelling spatial non - stationarity[J]. *Journal of the Royal Statistical Society Series D - the Statistician*, 1998,47(3):431 - 443.
- [40] 覃文忠. 地理加权回归基本理论与应用研究[D]. 同济大学, 2007.

- [41] 徐影, 丁一汇, 赵宗慈. 近 30 年人类活动对东亚地区气候变化影响的检测与评估[J]. 应用气象学报, 2002, 13(5): 513 – 525.
- [42] 施小英, 徐祥德, 徐影. 中国 600 个站气温和 IPCC 模式产品气温的比较[J]. 气象, 2005, 31(7): 49 – 53.
- [43] 雷志栋. 土壤水动力学 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1988.
- [44] Goodchild M F. Spatial autocorrelation [M]. Norwich, England: Geo Books, 1986.

HASM-based Climatic Downscaling Model over China

WANG Chenliang^{1,2}, YUE Tianxiang¹, FAN Zemeng¹, ZHAO Na^{1,2} and SUN Xiaofang^{1,2}

- (1. *State Key Laboratory of Resources and Environment Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 10010, China;*
2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

Abstract: Compared with statistical downscaling methods and dynamical downscaling methods, HASM-based downscaling methods, which do not need large-scale predictor, can directly create high-resolution climatic surfaces under GCM scenarios. HASM downscaling methods separate future climate elements into climate base value and prospect climatic change value. This method is termed HASM-Constant Coefficient Downscaling Model (HASM-CDM) because climatic base value is fitted by global constant regression model and climatic change value is interpolated by HASM. Although HASM can obtain higher accuracy than other classical methods, precipitation base value fitted by (HASM-CDM) lost spatial non-stationary features of precipitation, which decreases the accuracy of precipitation simulation. The relationship between precipitation and auxiliary variables such as DEM and some topographical factors may change according to geographical location which can not be represented by HASM-CDM. HASM-Spatially Variable Coefficient Downscaling Model (HASM-SVDM) was developed which integrated with spatially variable coefficient regression model and data transformation in this paper. HASM-SVDM uses variable coefficient regression and data transformation to solve accuracy problem of climatic base value. The mean annual temperature (MAT) and mean annual precipitation (MAP) are constructed under different scenarios of HadCM3 A1Fi, A2a and B2a during the periods T1 (1961 – 1990), T2 (2010 – 2039), T3 (2040 – 2069) and T4 (2070 – 2099) by HASM downscaling models. The results show that HASM-constant coefficient downscaling model integrated with global linear model is applicable to the temperature downscaling simulation, while HASM-spatially variable coefficient downscaling model improves spatial non-stationary base value, and is appropriate for the precipitation downscaling modeling at the national level.

Key words: high accuracy surface modeling (HASM); spatial interpolation; downscaling; spatially variable coefficient; national level