

统计降尺度法对华北地区未来区域气温变化情景的预估

范丽军^{1, 4} 符淙斌^{1, 4} 陈德亮^{2, 3}

1 中国科学院大气物理研究所东亚区域气候-环境重点实验室, 北京 100029

2 Earth Sciences Centre, Göteborg University, 40530 Göteborg, Sweden

3 中国气象局国家气候中心气候研究开放实验室, 北京 100081

4 兰州大学大气科学学院, 甘肃 730000

摘 要 迄今为止, 大部分海气耦合气候模式 (AOGCM) 的空间分辨率还较低, 很难对区域尺度的气候变化情景做合理的预测。降尺度法已广泛用于弥补 AOGCM 在这方面的不足。作者采用统计降尺度方法对 1 月和 7 月华北地区 49 个气象观测站的未来月平均温度变化情景进行预估。采用的统计降尺度方法是主分量分析与逐步回归分析相结合的多元线性回归模型。首先, 采用 1961~2000 年的 NCEP 再分析资料和 49 个台站的观测资料建立月平均温度的统计降尺度模型, 然后把建立的统计降尺度模型应用于 HadCM3 SRES A2 和 B2 两种排放情景, 从而生成各个台站 1950~2099 年 1 月份和 7 月份温度变化情景。结果表明: 在当前气候条件下, 无论 1 月还是 7 月, 统计降尺度方法模拟的温度与观测的温度有很好的-致性, 而且在大多数台站, 统计降尺度模拟气温与观测值相比略微偏低。对于未来气候情景的预估方面, 无论 1 月还是 7 月, 也无论是 HadCM3 SRES A2 还是 B2 排放情景驱动统计模型, 结果表明大多数的站点都存在温度的明显上升趋势, 同时 7 月的上升趋势与 1 月相比偏低。

关键词 统计降尺度 月平均温度 华北 交叉检验 气候变化情景

文章编号 1006-9895 (2007) 05-0887-11 **中图分类号** P463 **文献标识码** A

Estimation of Local Temperature Change Scenarios in North China Using Statistical Downscaling Method

FAN Li-Jun^{1, 4}, FU Cong-Bin¹, and CHEN De-Liang^{2, 3}

1 Key Laboratory of Regional Climate-Environment Research for Temperate East Asia, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029

2 Earth Sciences Centre, Göteborg University, 40530 Göteborg, Sweden

3 Laboratory for Climate Studies/ National Climate Center, China Meteorological Administration, Beijing 100081

4 College of Atmospheric Sciences, Lanzhou University, Lanzhou 730000

Abstract Coupled Atmosphere-Ocean General Circulation models (AOGCMs) are widely used as an important tool for projecting global climate change. However, their resolution is too coarse to provide the regional scale information required for regional impact assessments. Therefore, downscaling methods for extracting regional scale information from output of AOGCMs have been developed. Regional climate models nested in AOGCMs, and statistical downscaling are usually used for downscaling. In this paper, the focus is placed on estimating local temperature

收稿日期 2006-02-22 收到, 2006-05-22 收到修改稿

资助项目 国家重点基础研究发展规划项目 2006CB400500, 中国科学院海外杰出学者基金项目 2001-2-10, 中国气象局气候变化专项项目 CCSF2006-6-1, 瑞典 STINT 基金会和 Sida 资助项目

作者简介 范丽军, 女, 1976 年出生, 博士, 主要从事统计降尺度法的应用研究。E-mail: fanlj@tea.ac.cn

changes at the 49 meteorological stations of North China using a statistical method to derive local scale monthly mean temperatures from large-scale atmospheric predictors. Empirical relationships are derived among selected variables from the NCEP re-analyses and observed data, tested by using cross-validation method. Statistical downscaling technique based on Multiple Linear Regression (MLR) of predictor principal components (PCs) is applied. A step-wise screening procedure is adopted for selecting skilful PCs as predictors used in the regression equation. For the January temperature of North China, the best predictor is the combination of sea level pressure and 850 hPa temperature and the best predictor for the temperature in July is the combination of 850 hPa height and 850 hPa temperature. Subsequently the statistical models are applied to the HadCM3 output under present climate. Finally, the statistical downscaling model is applied to HadCM3 SRES A2 and B2 to construct local future climate change scenarios. For the present-day climate simulation, it is shown that in both January and July, the downscaled temperatures match the observations well, though the estimated values are slightly underestimated at almost all the stations. For future climate change scenarios at the local scale, the monthly mean temperature has a significant increase at almost all the stations in both January and July. The estimated mean temperature increase is found to be smaller in July than in January; the estimated mean temperature increase using HadCM3 SRES A2 is found to be larger than HadCM3 SRES B2.

Key words statistical downscaling, monthly mean temperature, North China, cross-validation, climate change scenarios

1 引言

全球气候模式 (GCM) 对于预估未来全球气候变化来说, 是目前最重要也是最可行的方法。GCM 能相当好地模拟出大尺度最重要的平均特征, 特别是能较好地模拟高层大气场、近地面温度和大气环流。但是由于目前 GCM 输出的空间分辨率较低, 缺少详细的区域气候信息, 很难对区域气候情景做合理的预测。目前有两种方法可以弥补 GCM 预测区域气候变化情景的不足^[1], 一是发展更高分辨率的 GCM 模式^[2, 3]; 另一方法就是降尺度法。由于提高 GCM 的空间分辨率需要的计算量很大, 降尺度方法是更为可选的方法。降尺度法是基于这样一种观点: 那就是区域气候变化受大尺度 (如大陆尺度, 甚至行星尺度) 气候所控制, 同时也受到区域尺度的因子的调制, 因此应采用降尺度方法, 把大尺度、低分辨率的 GCM 输出信息转化为区域尺度的地面气候变化信息 (如气温、降水), 从而弥补 GCM 对区域气候预测的局限。

目前常用的降尺度法共有两种: 一种是动力降尺度法; 另一种是统计降尺度法, 文献[1, 4]对统计降尺度方法的应用做了较为详细的介绍。这两种降尺度法的共同点就是都需要 GCM 模式提供大尺度气候信息。动力降尺度法就是利用与 GCM 耦合的区域气候模式 RCM^[5, 6]来预估区域未来气候变化情景, 它的优点是物理意义明确, 能应用于任何

地方而不受观测资料的影响, 也可应用于不同的分辨率。但缺点是计算量大, 费机时; 区域模式的性能受 GCM 提供的边界条件的影响很大, 区域耦合模式在应用于不同的区域时需要重新调整参数^[6]; 另外, 我们不可能无限提高区域模式的分辨率, 使之适合地形复杂气候变化差异大的小尺度气候模拟的需要, 以及高分辨率的模式对温度、降水等要素预报的系统误差比较大。统计降尺度法利用多年的观测资料建立大尺度气候要素 (主要是大气环流) 和区域气候要素之间的统计关系, 并用独立的观测资料检验这种关系, 最后再把这种关系应用于 GCM 输出的大尺度气候信息, 来预估区域未来的气候变化情景 (如气温和降水)^[1]。统计降尺度法基于以下三个假设: (1) 大尺度气候场和区域气候要素场之间具有显著的统计关系; (2) 大尺度气候场能被 GCM 模式很好地模拟; (3) 在变化的气候情景下, 建立的统计关系是有效的。统计降尺度法的优点在于它能够将 GCM 输出中物理意义较好、模拟较准确的气候信息应用于统计模式, 从而纠正 GCM 的系统误差, 而且不用考虑边界条件对预测结果的影响, 与区域耦合模式相比, 计算量相当小, 节省机时, 从而可以很容易把统计模型应用于许多不同的 GCM; 缺点是需要有足够的观测资料来建立统计模式, 而且统计降尺度法不能应用于大尺度气候要素与区域气候要素相关不明显的地区^[1, 7]。

在以往的统计降尺度法研究中常用的统计降尺

度方法很多,概括起来主要有以下三种:(1)转换函数法;(2)环流分型技术;(3)天气发生器。详情参见文献[1]。转换函数方法中最常用的是多元线性回归方程,比如逐步回归方法^[8~10]、主分量分析(PCA)与多元线性回归相结合的方法^[11~13]、PCA和逐步回归相结合的方法^[14],还有PCA与典型相关分析相结合^[15]以及奇异值分解等方法^[16],另外还有一些非线性方法,比如神经网络方法^[17]。本文应用PCA与逐步回归相结合的方法,建立华北地区1月和7月月平均气温的统计降尺度模型,并通过把统计降尺度模型应用于GCM模拟的大尺度气候预报因子,预估华北地区49个观测站点1月份和7月份未来气温变化情景。

2 资料简介

本文地面观测资料采用的是1961~2000年1月和7月华北地区49个气象观测站点的月平均气温资料,采用NCEP/NCAR再分析资料作为大尺度气候的观测资料。图1a出示了华北地区49个观测站以及本文采用的大尺度气候预报因子区域(也就是只选用该区域的大尺度气候预报因子格点资料来做预报)。图1b为49个站点的海拔高度分布图,该区地形复杂,包括蒙古高原、黄土高原和华北平原,还有许多山脉,如太行山脉、吕梁山脉、阴山山脉等。本文采用的华北区域包括山西、河北、北京、天津和内蒙古中部地区。Schubert^[18]认为仅仅基于大气环流变量作为预报因子的统计降尺度模式,在应用于GCM结果来预估未来气候情景时,可能会导致没有温度变化的完全不真实的结果。

Huth^[19]认为在利用统计降尺度方法对地面日温度进行估计时,采用大尺度的温度变量作为预报因子比大气环流作为预报因子更加可行。并且认为一个温度因子和一个环流因子联合作为预报因子比单个变量作为预报因子能够得到更真实的结果。因此,本文采用850 hPa大尺度温度场(T)、海平面气压场与850 hPa大尺度温度的联合场($S+T$),以及850 hPa位势高度场和850 hPa大尺度温度的联合场($H+T$)作为预报因子。

本文采用的GCM模式为哈德莱中心的HadCM3(version 3 of the Hadley Centre Coupled Model) SRES A2和B2两种排放情景的1950~2099年1月和7月份的2 m地面温度场、海平面气压、850 hPa温度和位势高度场资料^[20]。本资料可以从IPCC网站数据中心^[20]获得。HadCM3是哈德莱中心发展的海气耦合模式,具有大气部分垂直分层19层,水平分辨率为 $3.75^\circ \times 2.5^\circ$ 网络^[21]。对于预报因子和预报量都进行标准化处理,其中1961~2000年作为气候平均态。

3 统计降尺度方法介绍

3.1 统计降尺度模型的建立

本文采用PCA与逐步线性回归相结合的统计降尺度方法,并利用历史观测资料,建立大尺度气候预报因子与地面月平均温度的统计联系。首先,采用PCA对大尺度预报因子进行降维和滤波处理,目的是减少多元线性回归模型的数据的输入量和滤去噪音。对于两个预报因子的联合,如 $S+T$ 、 $H+T$,采用两个场相联合的PCA分析方法(CPCA),也就

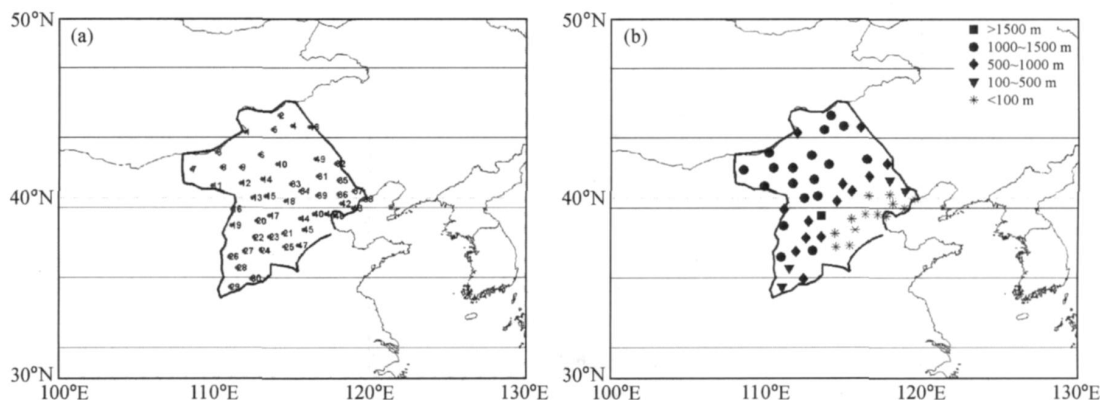


图1 (a) 本文研究的华北区域和49个观测站点分布以及选择的大尺度预报因子区域(30°N~50°N, 100°E~130°E); (b) 49个站点海拔高度分布图

Fig. 1 (a) Location of the 49 observational stations and the selected predictor domain; (b) topography of the study region

是首先把两个变量场在空间上联合,再对联合场进行主分量分析,它的优点是可以更好地找到两个场之间的物理联系(参阅文献[22])。

Mo 和 Straus^[14]认为仅仅几个主要的主分量值得被包括在回归方程中,同时认为即使有些主要的主分量也可以被取消,因为它们对统计模式的性能没有实际的贡献。因此,本文采用了逐步回归方法来选择最适合不同月份和不同站点的主分量。

由于我国的观测资料较短,因此本文采用交叉检验的方法(能够充分利用所有的观测资料)对统计降尺度模型进行检验。交叉检验针对每个月份每个站点分别进行,具体做法是:首先选择一个观测样本,用其余 $N-1$ 个样本建立统计降尺度模型,然后对选择的一个观测样本进行估计,这个过程重复 N 次,直到 N 个样本都被选择,最后得到相应与观测的 N 个样本的 N 个估计值,然后 N 个观测值与 N 个估计值求相关,最后用相关系数来检验统计降尺度模式的预测性能。

3.2 GCM 模拟的预报因子应用于统计降尺度模式

利用历史的观测资料建立了统计降尺度模型以后,第二步就是把 GCM 模拟的预报因子应用于统计降尺度模型。把 GCM 应用于统计降尺度模型之前,首先要将 GCM 资料内插到与 NCEP 再分析资

料相同的格点,也就是 $2.5^\circ \times 2.5^\circ$ 网格上,然后按照 1961~2000 年 GCM 资料的平均值和标准差,对作为预报因子的变量进行标准化处理,目的是去掉 GCM 的系统偏差。接下来把标准化后的预报因子格点资料投影到观测资料的主分量上,再把投影得到的主分量输入到由观测资料建立的统计降尺度模型得到地面气温变化的估计值。在统计降尺度法应用研究中,尤其是应用转换函数法以及一些环流分型技术对气候情景作估计时,常常会出现预测结果的方差比实际值的方差偏低的现象^[23]。因此需要对估计值的方差进行放大处理,本文采用方差放大技术是:人为给估计值乘上一个修正值,也就是给统计降尺度模型的估计值乘以 1961~2000 年估计值的标准差的倒数来对估计值的方差进行放大。最后,对方差放大后的估计值乘以 1961~2000 年共 40 年观测值的标准差,再加上一个观测值的平均值,最后得到我们对地面月平均气温的估计值,这样使得统计降尺度的结果被调整到与观测值一致的平均值和标准差上(详情参阅文献[24])。

4 结果与讨论

4.1 T 、 $S+T$ 和 $H+T$ 的主分量分析结果

PCA 是一个强大而且有效的工具,可用于获

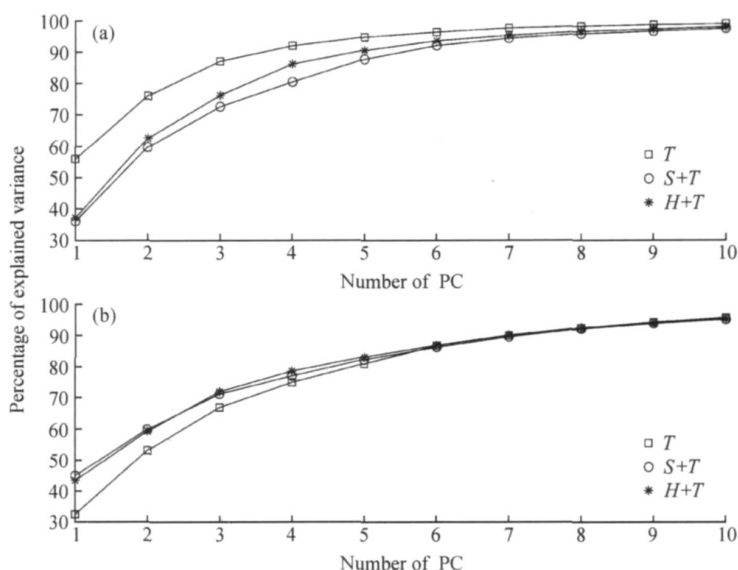


图2 850 hPa 温度场 (T)、海平面气压场与 850 hPa 温度场的联合场 ($S+T$)、850 hPa 位势高度场与 850 hPa 温度场的联合场 ($H+T$) 前 10 个主分量累计解释方差的分布图: (a) 1 月份; (b) 7 月份

Fig. 2 Percentage of explained variances for the first 10 PCs (principal components) of T , $S+T$ and $H+T$ in Jan (a) and Jul (b). T : 850 hPa temperature; $S+T$: the combination of sea level pressure (S) and 850 hPa temperature; $H+T$: 850 hPa geopotential height (H) and 850 hPa temperature

得大尺度气候主要模态，并降低数据的维数。为了解华北地区大尺度气候的主要模态，并降低输入回归方程的因子的数目，PCA 方法被采用。从图 2 可以看出，1 月份 3 个大尺度预报因子的前 10 个主分量的累计解释方差分别为 98.9 %、97.3 %和 97.9 %，而 7 月份 3 个预报因子前 10 个主分量的累计解释方差分别为 95.6 %、94.9 %和 95.1 %，略低于 1 月份的结果。图 3 分别为 1 月份三个大尺度预报因子前两个特征向量的空间分布。1 月份，850 hPa 温度场第 1 个特征向量反映了全区一致的气候变暖（变冷），而第 2 特征向量反映了来自高纬度的冷空气使得华北地区气温降低；海平面气压

场与 850 hPa 温度场的联合场的 PCA 分析结果看，第 1 特征向量反映了西伯利亚高压增强（减弱）时，850 hPa 温度场变冷（变暖）。第 2 特征向量反映了全区温度变冷（变暖）的同时，伴随着海平面气压降低（升高）；对于 850 hPa 位势高度场与 850 hPa 温度场联合场的 PCA 分析结果，第 1 特征向量和第 2 特征向量分别与海平面气压场与 850 hPa 温度场的联合场的 PCA 结果的第 2 特征向量和第 1 特征向量相似。图 4 与图 3 相似，但为 7 月份的情况，850 hPa 温度场第一个特征向量反映了全区一致的气候变暖（变冷），而第 2 特征向量反映了来自高纬度的冷空气使得华北地区气温降低；海

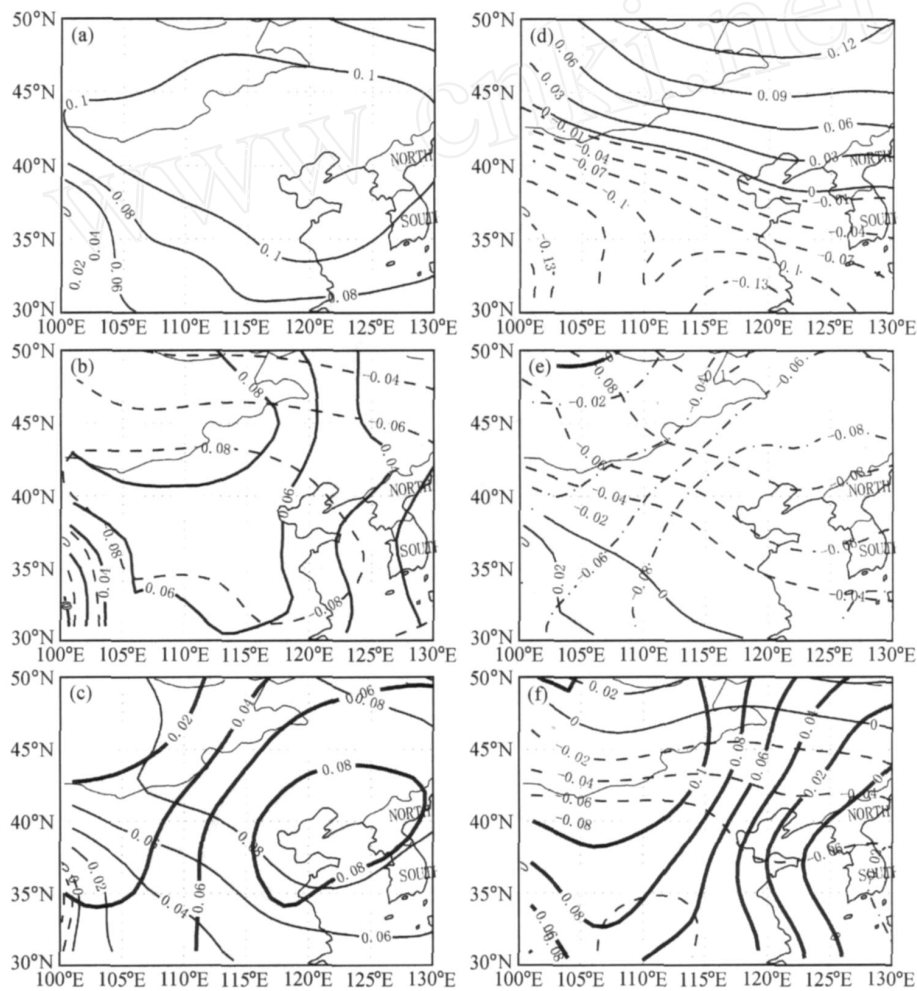


图 3 1 月份 850 hPa 温度场 (a、d)，海平面气压场 (粗线) 与 850 hPa 温度场 (细线) 的联合场 (b、e)，850 hPa 位势高度场 (粗线：正值；点虚线：负值) 与 850 hPa 温度场 (细线) 的联合场 (c、f) 前两个特征向量的空间分布图：(a、b、c) PC1；(d、e、f) PC2。实线代表正值，虚线代表负值

Fig. 3 The first two PC patterns of the three predictors in Jan: (a) PC1 of T ; (b) PC1 of $S + T$; (c) PC1 of $H + T$; (d) PC2 of T ; (e) PC2 of $S + T$; (f) PC2 of $(H + T)$. Thin lines indicate temperature, and thick lines indicate sea level pressure or geopotential height; solid lines show positive values and dashed ones negative ones

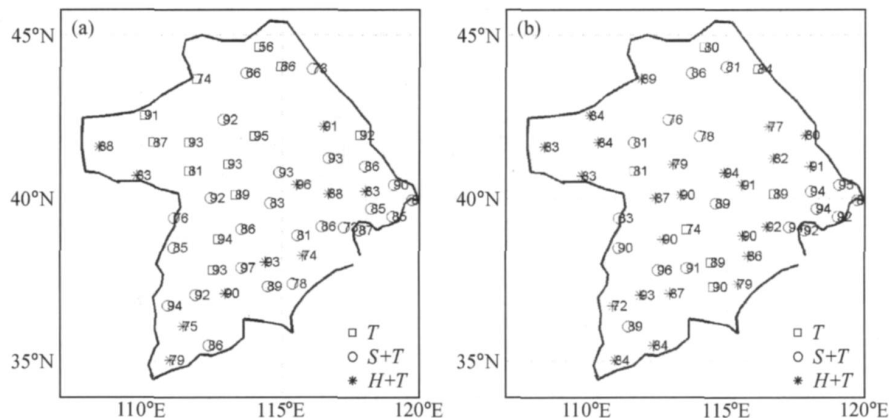


图6 49个站点统计降尺度模式交叉检验的最大相关系数 ($\times 100$) 以及对应的最优大尺度预报因子的空间分布图: (a) 1月份; (b) 7月份

Fig. 6 The maximum correlation coefficients ($\times 100$) using cross-validation procedure and the corresponding predictors at 49 stations: (a) Jan; (b) Jul

看出1月份区域平均最大相关系数为0.81, 对应的预报因子为 $S+T$, 而7月份平均最大相关系数为0.83, 对应的预报因子为 $H+T$ 。图6出示了1月和7月份49个站点交叉检验的最大相关系数以及对应的预报因子, 从图中可以看出不同月份、不同站点有不同的最优预报因子。1月份和7月份区域平均最大相关系数分别为0.86和0.80, 均大于三个预报因子单独的区域平均相关系数。从图6还可以看出1月份最优的预报因子主要是 $S+T$, 而7月份最优的预报因子主要是 $H+T$ 。从图5和图6都可以反映出, 一个温度因子和一个环流因子的联合作为预报因子能够提高华北地区多数站点的地面月平均气温的统计降尺度模式的模拟能力。另外值得指出的是在1月份, 位于内蒙古的第1、2、4、5和48站点的相关系数比其他站点要偏低, 这可能是因为本文选择的预报因子区域偏小的缘故。

4.3 统计降尺度模型应用于 HadCM3 模拟结果生成区域温度变化情景

由于 $S+T$ 和 $H+T$ 分别为华北地区1月份和7月份大多数站点最优的预报因子, 因此本文主要是把1月份 $S+T$ 为预报因子和7月份 $H+T$ 为预报因子的统计降尺度模型应用于哈德莱中心 HadCM3 模拟结果对华北地区49个气象台站气温进行估计。

4.3.1 HadCM3 模拟的地面温度与观测温度的比较

为了验证 HadCM3 在当前气候条件下对华北区域各台站气温的模拟能力, 本文对1月份和7月份1961~1990年 HadCM3 模拟的30年平均2 m气温和站点平均气温进行比较。HadCM3 模拟结

果被内插到站点上进行比较。图7a和图8a分别给出1月份和7月份 HadCM3 模拟的2 m温度与观测温度的差值空间分布。1月份 HadCM3 在华北地区大多数站点模拟温度与观测温度相比明显偏高, 特别是在华北南部地区, 例如河北石家庄站 HadCM3 模拟的温度比观测值偏高12.7 (第21站), 然而在内蒙古锡林浩特 (第48站) 正好相反, 模拟值比观测值明显偏低10.7。HadCM3 模拟的地面温度尽管在多数站点与观测资料有明显偏差, 但并不都是如此。在第1、5、11、12、14、37、38观测站点 HadCM3 模拟的地面温度与观测值非常接近, 平均偏差小于1。

7月份在大多数站点 HadCM3 模拟的地面温度与观测值相比偏低, 特别是在华北平原地区, 但两者的偏差远小于1月份。值得注意的是在华北中部地区, 尤其是在山西五台山站, HadCM3 模拟的地面温度比观测值偏高11.7, 这主要因为该站是海拔大于2870 m的高山地区, 缺乏详细的区域气候信息的大尺度气候模式 HadCM3 很难对复杂地形, 例如高山地区进行合理的模拟。

4.3.2 HadCM3 当前气候情景下统计降尺度估计的地面温度与观测温度的比较

我们把建立的统计降尺度模型应用于 HadCM3 输出的1961~1990大尺度气候资料。图7b和图8b分别显示1月份和7月份统计降尺度模拟的30年平均估计值与观测气温30年平均值差值的空间分布, 可以看出1月份在大多数地区, 降尺度的结果与观测值相比略微偏冷, 而且很明显看出与

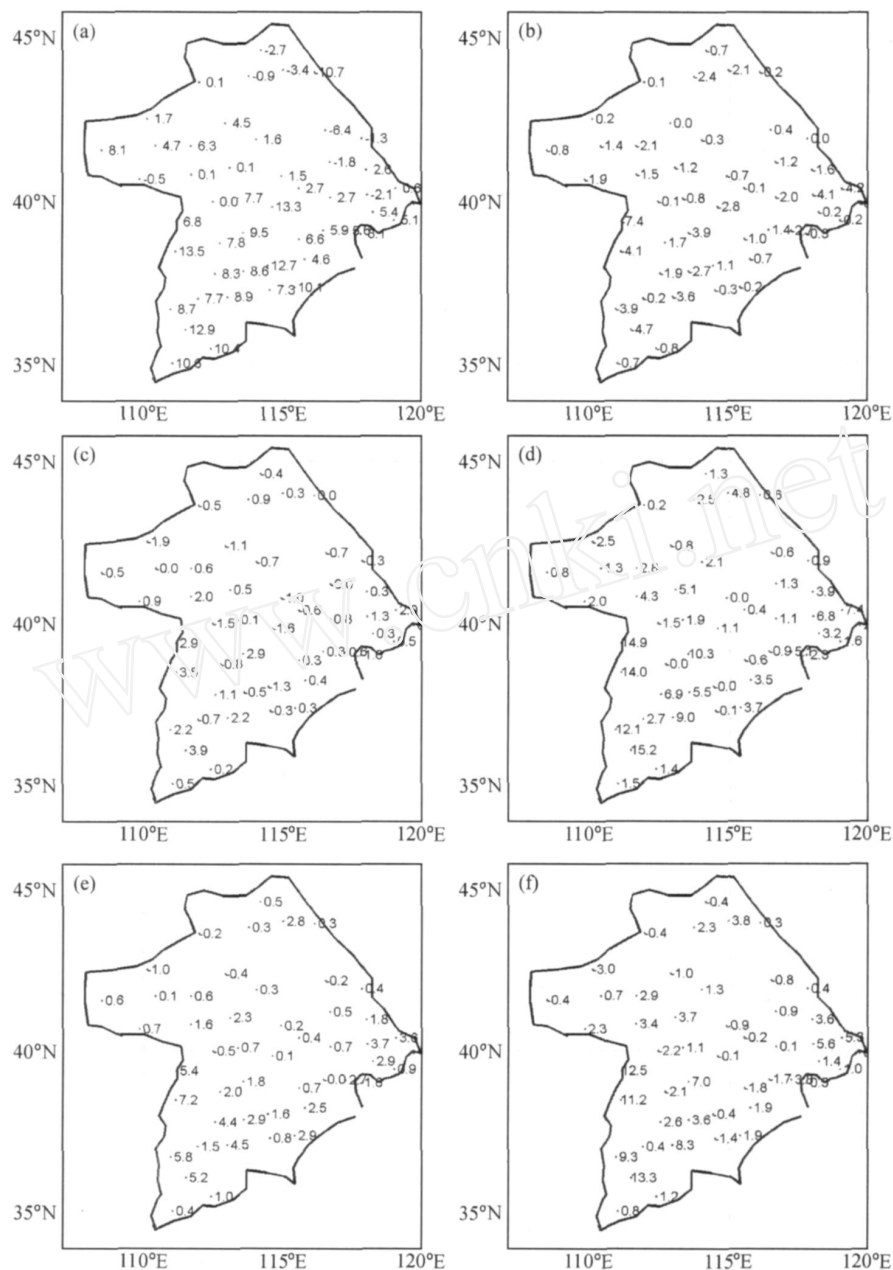


图7 HadCM3 模拟的1月份2 m 气温1961~1990年30年平均与观测值之差(a)以及统计降尺度的估计值与观测值之差(b);在HadCM3 SRES A2(c,d)和SRES B2(e,f)情景驱动下2011~2040年与1961~1990年统计降尺度的气温估计平均值之差(c,e)以及2061~2090年与1961~1990年气温估计平均值之差(d,f)

Fig. 7 Comparisons of temperatures modeled by HadCM3, statistically downscaled temperatures and observations in Jan (): (a) The difference between temperatures at 2 m height by HadCM3 and observation (1961-1990 average); (b) same as (a) but between statistically downscaled temperatures and observation averaged over 1961-1990; (c) the difference between statistically downscaled temperatures averaged over 2011-2040 and over 1961-1990 for HadCM3 SRES A2 scenario; (d) same as (c) but between 2061-2090 and 1961-1990; (e) same as (c) but for HadCM3 SRES B2 scenario; (f) same as (d) but for HadCM3 SRES B2 scenario

HadCM3 模式相比,统计降尺度模式能够生成与现
实更接近的温度分布。例如,在河北石家庄和内蒙

古锡林浩特站,统计降尺度结果与 HadCM3 模拟结
果相比更接近观测值。这两个站统计降尺度平均温

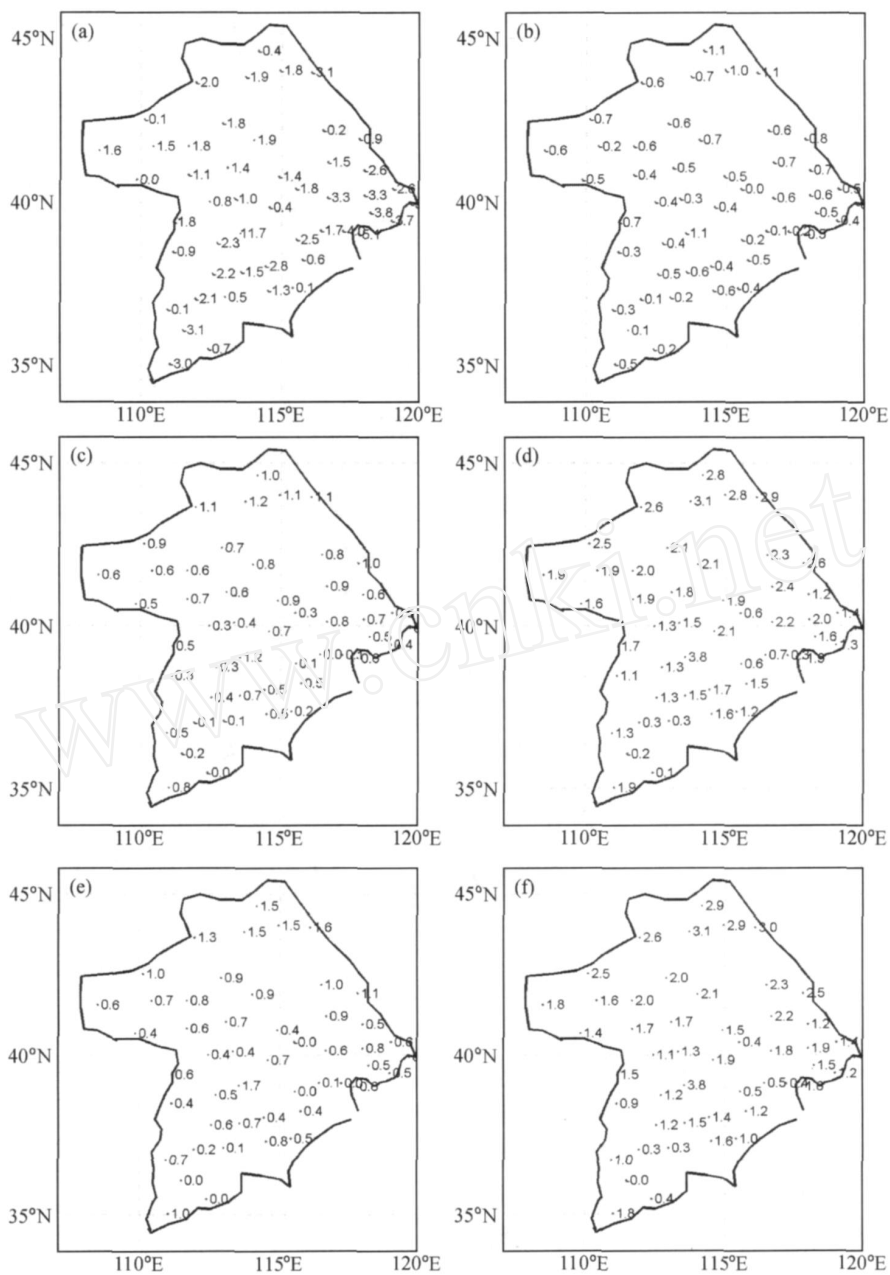


图 8 同图 7，但为 7 月份
Fig.8 Same as Fig. 7, but for Jul

度与观测的平均温度的差值分别为 1.1 和 - 0.2 。
7 月份与 1 月份相似，统计降尺度模式能够很好地模拟当前气候条件下华北区域 7 月份的地面温度。大多数站点统计降尺度结果与观测值相比略微偏低，与观测值的差值的区域平均为 - 0.5 。例如，在山西五台山站，统计降尺度平均值比观测值仅偏低 1.1 ，它远远小于 HadCM3 直接模拟的地面温度差值 11.7 。因此可以得出这样的结论：把

统计降尺度应用于低分辨率的全球气候模式，能够改善对区域气候特征的模拟能力，尤其能够改善复杂地形条件下的区域气候的模拟能力。

5 HadCM3 SRES A2 和 B2 排放情景下统计降尺度对华北地区未来温度变化情景的预估

统计降尺度模型应用于 HadCM3 SRES A2 和

B2 两种排放情景的大尺度预报因子,生成华北地区在两种情景下的各站点温度变化情景。我们选择两个未来时间段:2011~2040 年和 2061~2090 年,把这个未来时间段的统计降尺度结果与当前气候情景下的统计降尺度的结果,也就是 1961~1990 年的结果进行比较。图 7c~f 和图 8c~f 分别为 1 月和 7 月份两种情景下,两个时间段与当前气候统计降尺度值的比较结果。在 HadCM3 SRES A2 情景驱动下,1 月份华北地区 2011~2040 年大多数站点温度将升高,华北全区平均增暖大约 0.4,增暖最大地区为第 28 站,该站增温大约 3.9。然而,并不是所有地区温度都增加,有个别站点比如第 3 站,有一个 1.8 的降温。在 2061~2090 年区域平均增暖为 3.3。在 HadCM3 SRES B2 情景驱动下,2011~2040 年区域平均增暖 1.6,2061~2090 年区域平均增暖 2.1。

对于 7 月份,在 HadCM3 SRES A2 情景驱动下,在 2011~2040 年华北区域温度平均升高 0.6,在 2061~2090 年华北区域温度平均降低 1.9。在 HadCM3 SRES B2 情景驱动下,在 2011~2040 年华北区域平均增暖 0.7,在 2061~2090 年平均增暖 1.6。7 月份与 1 月份相比增暖趋势较小。

6 结论

通过利用 1961~2000 年的历史观测资料,并采用 PCA 与逐步回归相结合的统计降尺度方法建立了 1 月份和 7 月份华北地区 49 个站点的月平均温度的统计降尺度模型。通过分析可知,1 月份海平面气压与 850 hPa 温度场联合场作为预报因子和 7 月份 850 hPa 位势高度场与 850 hPa 温度场联合作为预报因子,与其他选择的预报因子相比,在华北地区大多数站点能够很大程度地提高统计降尺度模式的模拟能力。

把全球气候模式 HadCM3 模拟的大尺度预报因子应用于统计降尺度模型,来估计当前气候和 HadCM3 SRES A2 和 B2 两种情景驱动下华北区域未来温度变化情景。首先,当前气候条件下统计降尺度的结果与观测值比较。由于统计降尺度估计的温度值与 HadCM3 直接模拟温度值相比更接近于实际情况,因此统计降尺度方法可以显著提高华北大多数站点的区域气温的模拟能力。而且还可以

得出无论 1 月还是 7 月,统计降尺度的气温估计值与观测值相比都偏低。值得指出的是,无论在 1 月份还是 7 月份,我们选择的统计降尺度的预报因子和预报因子区域并不一定适合所有的站点。不同的预报因子和不同的预报因子区域的选择有可能会提高统计降尺度在不同站点的模拟能力。另外,我们选择的统计降尺度方法也不一定是最适合的统计降尺度方法,需要与其他统计降尺度方法进行比较,选择最合适该地区的降尺度方法。

最后,在 HadCM3 SRES A2 和 B2 温室气体排放情景驱动下,用统计降尺度方法预估的华北地区未来气候变化情景与当前气候统计降尺度值进行了比较。结果发现,无论 1 月还是 7 月华北大部分站点都有一个明显的增暖趋势,无论在哪种情景驱动下,1 月份增暖趋势都大于 7 月份。A2 情景在 2011~2040 年增暖比 B2 情景下偏小些,在 2061~2090 年增暖趋势比 B2 偏大些。

参考文献 (References)

- [1] 范丽军,符凉斌,陈德亮.统计降尺度法对未来区域气候变化情景预估的研究进展.地球科学进展,2005,20:320~329
Fan Lijun, Fu Congbin, Chen Deliang. Review on creating future climate change scenarios by statistical downscaling techniques. *Advances in Earth Science* (in Chinese), 2005, 20: 320~329
- [2] Boville B A. Sensitivity of simulated climate to model resolution. *J. Climate*, 1991, 4: 469~485
- [3] Boyle J S. Sensitivity of dynamical quantities to horizontal resolution for a climate simulation using the ECMWF (Cycle 33) Model. *J. Climate*, 1993, 6: 796~815
- [4] Wilby R L, Wigley T M L. Downscaling general circulation model output: A review of methods and limitations. *Progress in Physical Geography*, 1997, 21: 530~548
- [5] 王世玉,钱永甫. $P\sigma$ 九层区域气候模式对东亚区域气候季节与年际变化的模拟. 大气科学, 2003, 27 (5): 798~810
Wang Shiyu, Qian Yongfu. Seasonal and interannual variation simulation of the regional climate of East Asia by a nine-level $P\sigma$ regional climate mode. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences* (in Chinese), 2003, 27 (5): 798~810
- [6] 黄安宁,张耀存. BA TS1e 陆面模式对 $P\sigma$ 九层区域气候模式性能的影响. 大气科学, 2007, 31 (1): 155~166
Huang Anning, Zhang Yaocun. Impacts of the BA TS1e land surface model on the performance of the $P\sigma$ regional climate model. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences* (in Chinese), 2007, 31 (1): 155~166.

- [7] Mearns L O , Bogardi I , Giorgi F , et al. Comparison of climate change scenarios generated from regional climate model experiments and statistical downscaling. *J. Geophys. Res.* , 1999 , **104** (D6) : 6603 ~ 6621
- [8] Winkler J A , Palutikof J P , Andresen J A , et al. The simulation of daily temperature time series from GCM output. Part II: Sensitivity analysis of an empirical transfer function methodology. *J. Climate* , 1997 , **10** : 2514 ~ 2532
- [9] Hanssen-Bauer I , Achberger C , Benestad R , et al. Empirical-statistical downscaling of climate scenarios over Scandinavia: A review. *Climate Res.* , 2005 , **29** : 255 ~ 268
- [10] Wilby R L , Hay L E , Leavesley G H. A comparison of downscaled and raw GCM output: Implications for climate change scenarios in the San Juan River basin , Colorado. *J. Hydrol.* , 1999 , **225** : 67 ~ 91
- [11] Schubert S. Downscaling local extreme temperature changes in south-eastern Australia from the CSIRO Mark2 GCM. *International Journal of Climatology* , 1998 , **18** : 1419 ~ 1438
- [12] Murphy J. An evaluation of statistical and dynamical techniques for downscaling local climate. *J. Climate* , 1999 , **12** : 2256 ~ 2284
- [13] Bergant K , Kajfez-Bogataj J , Crepinsek Z. Statistical downscaling of general-circulation-model-simulated average monthly air temperature to the beginning of flowering of the dandelion (*Taraxacum officinale*) in Slovenia. *International Journal of Biology* , 2001 , **46** : 22 ~ 32
- [14] Mo R , Straus D M. Statistical-dynamical seasonal prediction based on principal component regression of GCM ensemble integrations. *Mon. Wea. Rev.* , 2002 , **130** (9) : 2167 ~ 2187
- [15] Busuioc A , Chen D , Hellström C. Performance of statistical downscaling models in GCM validation and regional climate change estimate: Application for Swedish precipitation. *International Journal of Climatology* , 1999 , **21** : 557 ~ 578
- [16] Oshima N , Kato H , Kadokura S. An application of statistical downscaling to estimate surface air temperature in Japan. *J. Geophys. Res.* , 2002 , **107** (D10) : 14-1 ~ 14-10
- [17] Mpelasoka F S , Mullan A B , Heerdegen R G. New Zealand climate change information derived by multivariate statistical and artificial neural networks approaches. *International Journal of Climatology* , 2001 , **21** : 1415 ~ 1433
- [18] Schubert S. Downscaling local extreme temperature changes in south-eastern Australia from the CSIRO Mark2 GCM. *International Journal of Climatology* , 1998 , **18** : 1419 ~ 1438
- [19] Huth R. Statistical downscaling of daily temperature in central Europe. *J. Climate* , 2002 , **15** : 1731 ~ 1742
- [20] <http://ipcc-dcc.cru.uea.ac.uk>
- [21] Gordon C , Cooper C , Senior C A , et al. The simulation of SST , sea ice extents and ocean heat transports in a version of the Hadley Centre coupled model without flux adjustments. *Climate Dyn.* , 2000 , **16** : 147 ~ 168
- [22] Bretherton C S , Smith C , Wallace J M. An intercomparison of methods for finding coupled patterns in climate data. *J. Climate* , 1992 , **5** : 541 ~ 560
- [23] von Storch H. On the use of "Inflation" in statistical downscaling. *J. Climate* , 1999 , **12** : 3505 ~ 3506
- [24] Huth R. Sensitivity of local daily temperature change estimates to the selection of downscaling models and predictors. *J. Climate* , 2004 , **17** : 640 ~ 652