

# 基于WRF和统计方法的气温空间尺度分析

于灵雪<sup>1,2</sup>, 张树文<sup>1\*</sup>, 刘廷祥<sup>1</sup>, 卜坤<sup>1</sup>, 杨久春<sup>1</sup>

(1. 中国科学院东北地理与农业生态研究所, 长春 130012; 2. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘要:** WRF模式作为一个中尺度气候模式,其分辨率从几米到几千公里,其自身的双向嵌套特征也为进行动力尺度下推提供了有力条件。本文利用WRF模式和传统的统计方法对研究区的气温进行尺度下推。首先,通过动力下推得到不同分辨率下的气温空间分布,并选取15个气象站点进行点对点验证,为了更明显观察不同尺度间的差异,对不同尺度的输出与ANUSPLIN插值结果进行比对,结果显示动力尺度下推中,分辨率越高模拟效果越好。其次,我们采用传统的统计下推方法,从27km下推到3km分辨率,并与WRF和ANUSPLIN插值在该尺度的结果进行对比分析,结果显示统计下推结果的趋势与动力下推的插值结果是一致的,但具有明显的马赛克效果,通过分析认为,这与统计方法的尺度下推只考虑高程信息的变化对气温的影响,而未考虑其他因素有关,如若在下推时加入更多的变量,如对温度有较大影响的坡度、坡向、土地覆被类型等因素,综合分析不同尺度之间的关系,会使下推结果有所改善。

**关键词:** 空间尺度分析; 统计方法; 天气预报模式; 气温; 尺度下推

**DOI:** 10.3724/SP.J.1047.2013.00546

## 1 引言

气候系统在其系统内的不同层次和不同运行周期上存在着明显的时空尺度,探讨不同尺度之间信息的传递规律,获取未知尺度信息的尺度推绎是地理学及气候学中的重要内容<sup>[1]</sup>。尺度推绎包括尺度上推和尺度下推,前者是根据小尺度的信息推测大尺度信息,是信息聚合过程<sup>[2]</sup>,后者是利用高分辨率下获得的信息和知识来推测粗分辨率变为高分辨率时的变化<sup>[3-4]</sup>,是信息分解的过程。

尺度上推的方法包括空间分析法(如分维分析法和小波分析法)、相似性的尺度上推方法、局域动态模型的尺度上推方法、随机(模型)法等<sup>[5]</sup>。一般来讲,我们将尺度下推分为两类:经验统计方法和基于过程的方法<sup>[6-8]</sup>。经验统计方法是利用观测到的不同尺度变量之间的关系,来预测最终尺度变量的值<sup>[9]</sup>。基于过程的方法则是利用嵌套的拥有动力内核和物理过程的气候模式来提供不同尺度的信息<sup>[10]</sup>。

基于统计的尺度下推方法,是目前应用较多的方法

<sup>[11]</sup>。Wilby根据气流指数与水文气象参数之间的经验关系,在GCM的输出结果基础上对每日的降水、气温、相对湿度、云盖、太阳辐射、蒸发量和风速7个水文气象参数进行尺度下推<sup>[12]</sup>,Widmann利用互协方差矩阵的奇异值分解来统计描述区域降水和预测因子(如气温、相对湿度)之间的关联,对美国东北部的降水情况进行统计下推<sup>[13]</sup>。基于过程的方法—动力降尺度法,是利用大尺度模型的边界条件进行模型的嵌套实现下推<sup>[14-15]</sup>,如Druyan, Oh等人将区域气候模型REGCM嵌套于大尺度气候模型如GCM中推测区域气候信息<sup>[10,16]</sup>,Caldwell利用WRF(Weather Research Forecasting)模式,一种双向嵌套的中尺度气候模式,对降水、气温和积雪进行下推,结论表明WRF对这些变量的模拟效果较GCM、CCSM有明显的改善<sup>[9]</sup>。

WRF模式的双向嵌套多尺度特性,既可利用WRF的输出结果来进行尺度下推,又可对其进行动力降尺度,同时,2种方法都是以WRF模式设计的方案进行,参数具有一致性,这大大增加了2种方法

收稿日期: 2013-02-28; 修回日期: 2013-04-01.

基金项目: 中国科学院战略性先导科技专项子课题“过去百年增暖对北方农牧交错带格局的影响”(XDA05090310)。

作者简介: 于灵雪(1987-),女,博士生,主要从事地理信息系统应用和土地利用变化研究。E-mail: lxyu2010@163.com

\*通讯作者: 张树文(1955-),男,研究员,主要从事环境与资源遥感、地理信息系统应用及土地变化科学研究。

E-mail: zhangshuwen@neigae.ac.cn

的可比性。因此,本文选用WRF模式进行2种方法的尺度推译,并采用气象站点及空间插值数据验证这两种方法的优劣。

东北地区位于北半球中高纬度,是对全球环境变化比较敏感的区域,地貌类型多样,地形比较复杂,为了更好地了解全球变化对东北区域的影响,了解气象要素的更多的细节信息,搭建不同尺度之间信息的桥梁,进行尺度下推的研究工作意义十分重要。

本文利用WRF动力降尺度方法和统计方法分别进行尺度下推,可更好地了解气象要素在不同尺度上的分布特征,以及东北这个独特的区域对全球变化的响应机制,利于及时做出应对全球变化的决策。

## 2 研究区的地理背景

东北地区位于中国大陆的东北部,行政辖区包括辽宁省、吉林省、黑龙江省和内蒙古自治区呼伦贝尔市、兴安盟、通辽市、赤峰市和锡林郭勒盟(蒙东地区),如图1,土地面积145万 $\text{km}^2$ ,总人口1.2亿<sup>[17]</sup>。东北地区是我国自然地理单元完整、自然资源丰富、多民族深度融合、经济联系密切、经济实力雄厚的大经济区域,在全国经济发展中占有重要地位。

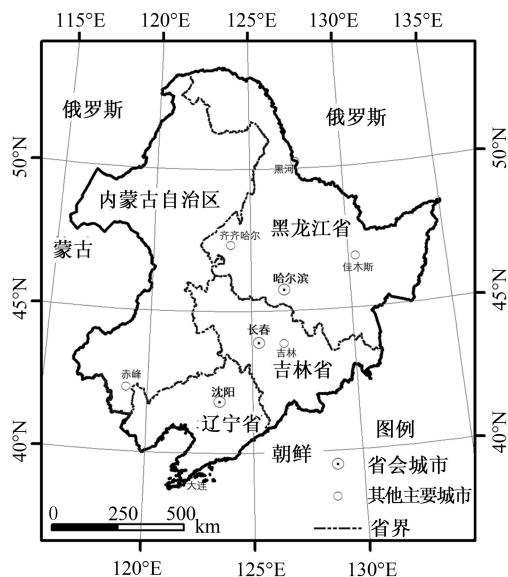


图1 东北地区简图

Fig.1 The study area: Northeast China

气候属于温带季风气候。东北地区植被具有一定的过渡特征,植被经向地带性非常显著<sup>[17]</sup>。受这些地理因素的综合影响,东北地区成为全球环境

变化下比较脆弱的地区,对东北地区以及子区域上的研究变得越来越重要。本文在整个东北亚背景下,研究东北地区气温这一气候要素的尺度关系。

## 3 基于WRF与统计法的气温空间分布分析

### 3.1 WRF的尺度下推方法

WRF是一种中尺度天气预报模式,适合在几米到几千米分辨率范围内使用。近年来它已被广泛地应用于理想化模拟、参数化研究、资料同化研究、预测研究、实时数字天气预报、飓风研究、区域气候研究,及耦合模型的应用与教学<sup>[18]</sup>。

根据东北地区的实际要求,设计3个嵌套,分辨率分别为27km, 9km, 3km, 投影类型为Lambert投影,其中第一层嵌套,即最外层的嵌套(D01)考虑到夏季风的影响覆盖了整个东北亚地区和太平洋西部的区域,中心点位于(123.80°E, 47.55°N),分辨率为27km,包括152×152个水平格网。第二层嵌套(D02)分辨率为9km,包括322×289个水平网格,第三层嵌套即最内层的嵌套(D03)覆盖了整个东北地区,分辨率为3km,包含496×571个水平网格。模拟时间定为2010年7月1日至7月31日。

在模式3个嵌套的设置方面,采用美国国家环境预报中心(NCEP)全球分析(FNL)数据作为模型的外边界条件,气候场数据下载自<http://rda.ucar.edu>,包括了7月1日至31日每隔6小时的GRID 1数据,它包含了地表26个标准等压层(1000~10hPa)、地表边界层(部分为R层)和对流层顶的要素信息(如气压、温度、相对湿度等)<sup>[19]</sup>。土地覆被类型采用MODIS 20类分类系统,土地覆被类型需要根据东北地区的实际情况对模式中原有的数据进行替换,本文采用2010年东北地区的土地覆被类型的矢量数据,得到3km、9km、27km下的土地覆被类型栅格数据。在前期的研究中,课题组已经生成2005年土地覆被分类结果,分类总体精度在80%~88%<sup>[20]</sup>,本文采用2005年的结果结合2010年的土地利用图,对2005年的土地覆被数据进行更新,得到2010年的土地覆被矢量数据<sup>[18]</sup>。其他的地理静态数据如土壤类型、土壤层数等参数本文未进行修改。陆面过程采用NOAH陆面模式。

### 3.2 统计方法的尺度下推

尺度下推是一个对粗分辨率网格进行重新分

配的过程,现在的重新分配只是依赖于不同分辨率的地形信息<sup>[21]</sup>。然而,地形信息是影响气温的最主要的因素,这就使得基于高程的温度统计下推更具说服力。

Zorita 和 von Storch 把已有的统计方法分为 3 类:(1)线性方法(例如相关性分析);(2)分类方法;(3)非线性方法(例如神经网络)<sup>[22]</sup>。在我们的研究中我们采用高程和温度的线性关系,对粗糙网格重新配置到高分辨率网格。假定一个粗分辨率网格包括  $i * j$  个细分辨率网格,那么,子格网( $i, j$ )近地面的温度可以表示为:

$$T_{ij} = \bar{T} - \Gamma_r (\bar{h} - h_{ij}) \quad (1)$$

其中,  $h$  表示高程;  $\Gamma_r$  表示平均气温直减率,一般情况下为常数  $-6.5^\circ\text{C km}^{-1}$ ,这个常数在不同的地区不同的季节会有一些变化。为了让研究更具真实性,我们根据高程和气温的相关分析得到该地区的气温直减率为  $-6.03^\circ\text{C km}^{-1}$ 。 $\bar{T}$  是粗分辨率网格的温度。如果,

$$\bar{h} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} h_{ij} \quad (2)$$

即会得到:

$$\bar{T} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} T_{ij} \quad (3)$$

需指出的是,如果粗分辨率网格和子网格的高程之间的关系满足方程(2),那么,子网格温度的算数平均值就等于粗分辨率网格的温度。

### 3.3 WRF 及统计方法的下推结果与分析

#### 3.3.1 基于嵌套的 WRF 的动力尺度下推

由于 WRF 自身的嵌套结构,其输出结果包含了不同分辨率即不同空间尺度上的地表温度信息,为了验证模型的有效性,首先,采用点对点的验证方式:即在不同的分辨率下,忽略该分辨率下气温的异质性,根据气象站点的 7 月份的平均温度值与该点所在的栅格的温度值进行空间对比。综合地比较不同分辨率下模拟的近地表温度的精度,本文在第三个嵌套的范围内均匀选择 15 个站点作为验证站点,其中,包括地形复杂的地区也包含地形相对平坦的地方,高海拔的站点包括天池、新林、呼伦贝尔等,平原地区的站点包括通榆、扶余、安达等。采用点对点的方式与 WRF 输出的不同分辨率的栅格数据进行对比。

表 1 WRF 模式不同嵌套下(第一层嵌套、第二层嵌套、第三层嵌套),以及 ANUSPLIN 插值近地表气温的输出误差( $^\circ\text{C}$ )

Tab.1 The output errors of near-surface temperature at different domains (D01, D02 and D03) of WRF and the ANUSPLIN interpolation method

区站号	站名	D01	D02	D03	ANUSPLIN
50136	漠河	-0.737	-0.814	-0.514	-0.435
50527	呼伦贝尔	-1.177	-1.025	0.088	0.906
50639	扎兰屯	-2.056	-1.583	-0.557	-0.280
50756	海伦	-0.310	-0.353	-0.608	0.387
50854	安达	0.646	0.644	0.223	0.021
50963	通河	-1.117	-1.206	-0.350	0.420
54063	扶余	0.677	0.605	0.719	0.156
50936	白城	0.467	0.514	0.208	0.565
54096	绥芬河	-0.617	-1.066	-0.572	0.710
54213	翁牛特旗	0.314	0.052	0.130	0.355
54266	梅河口	-0.220	-0.287	-0.056	0.050
54287	天池	7.343	3.140	1.540	1.880
54326	建平县	-1.642	-2.620	-0.893	-0.856
54346	本溪	-1.857	-1.889	0.183	-0.120
54662	大连	-1.418	-3.138	-0.999	-0.134

从表 1 中可以看出,随着分辨率的提高,模拟的温度值有逐渐提高的趋势,同时可看出,3 个分辨率下 WRF 模拟的结果较站点数据低,这与 3km 尺度上的地表温度同化有关,也可能与海拔起伏明显区域 WRF 自身的模拟误差有关。此外,我们计算了最内层嵌和 ANUSPLIN 插值的均方根误差分别为 0.66 和 0.64。

为了从空间上更明显观察不同尺度间的差异,在研究区内对 27km,以及下推的 9km 和 3km 温度空间分布进行了对比,见图 2(a)、(b)、(c)。

从图 2 中可以看出,随着分辨率的提高,模拟的温度精度有逐渐提高的趋势,从 27km 到 9km 再到 3km, WRF 在模拟过程中采用的初始数据的分辨率也从 27km 变为 9km 再变为 3km,大量的地理静态数据如土地覆被数据、土壤湿度、海拔高度等被更详尽地表达出来,被参入到 WRF 模型的大气物理过程中,使地表温度的空间表达更加详细。

为对比 WRF 模式降尺度输出和实际的气温分布之间的差异,考虑到气象站点的非连续性,本文采用 ANUSPLIN 二次薄盘光滑样条插值法,气象站点的温度数据下载于中国气象科学数据共享服务网(<http://cdc.cma.gov.cn>),数据集为中国地面气候资料月值数据集,气候变量为平均气温,下载月份



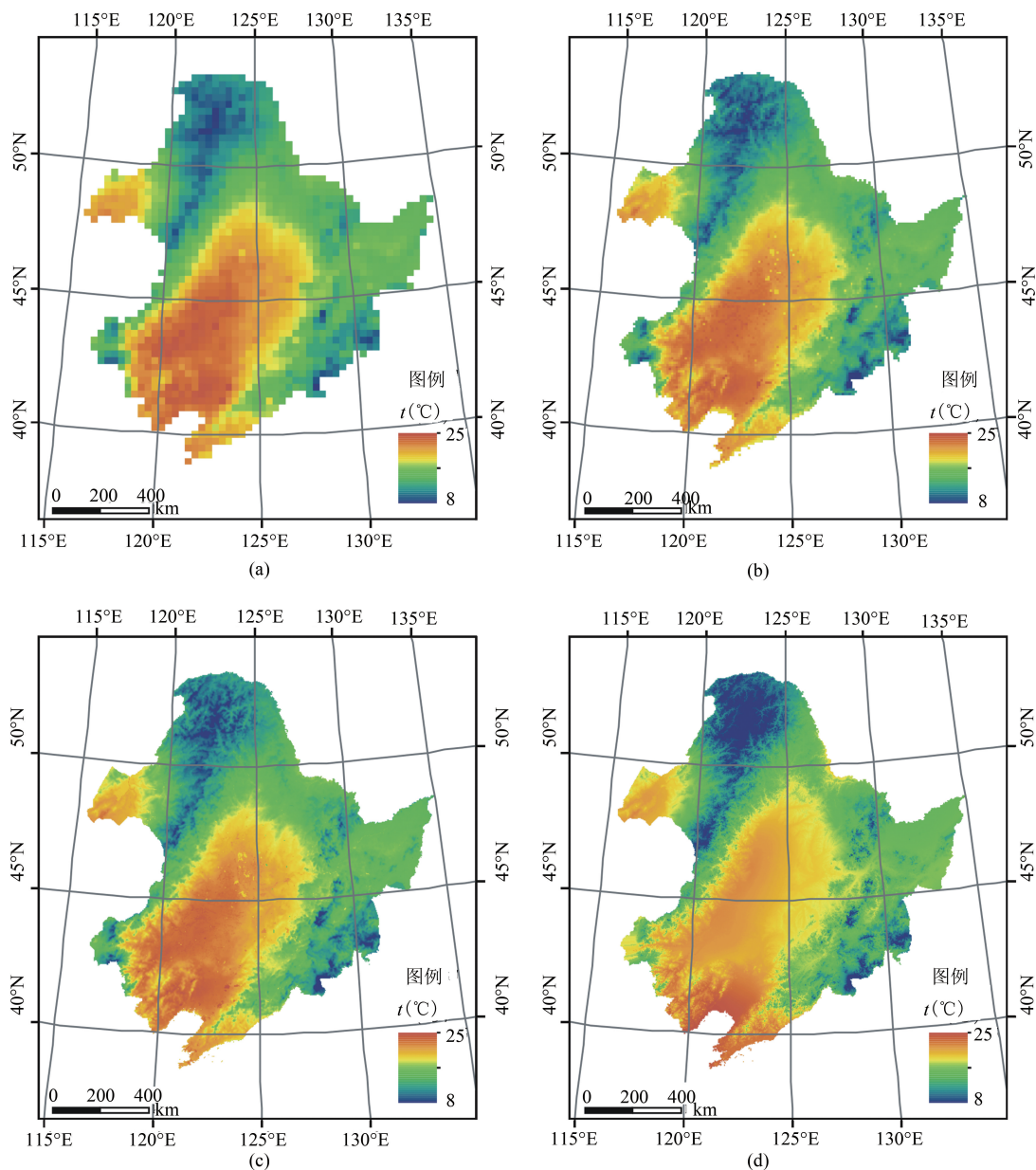


图2 WRF模拟不同分辨率(27km,9km,3km)的温度空间分布((a)、(b)、(c)),以及ANUSPLIN的气温插值分布((d))

Fig.2 Spatial distribution of temperature simulated by WRF at different resolutions (27km,9km and 3km) (a,b and c) and interpolated by ANUSPLIN (d)

为2010年7月份,下载站点为东北地区覆盖范围内的101个站点(图3)。该方法中,选择经纬度为自变量,高程作为协变量,温度为因变量,选择86个站点作为实验数据,15个点作为验证数据(这些站点与上文中用于WRF模拟值验证的点一致),对15个站点的真实值和插值结果进行误差分析,得到插值平均误差为0.53,插值均方根误差为0.64,我们认为它能够反映东北地区的温度分布,插值结果如图2(d)所示。

尽管通过点对点的验证,插值方法具有较小的

平均误差与标准差,但这并不代表插值方法更能表达地表每个点真实的温度情况。对比图2(a)、(b)、(c)、(d),即WRF不同尺度上的输出与空间插值方法的结果显示,不管是WRF降尺度还是空间插值,温度具有大致相同的分布趋势。更明显的,随着分辨率的提高,WRF输出的温度分布较空间插值结果具有更大的异质性,比如大兴安岭山区,气象站点分布相对较少,而ANUSPLIN方法只考虑了经度纬度,以及高程的影响,没有考虑地表覆盖类型、土壤条件、地表粗糙度等其他因素对地表温度的影响,



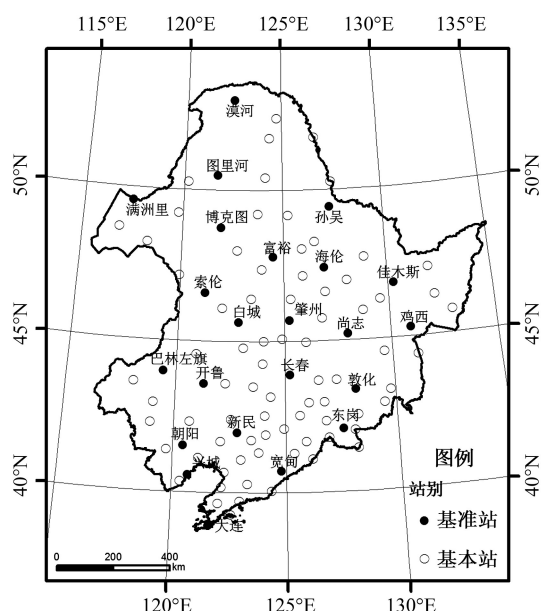


图3 用于ANUSPLIN插值和验证的101个气象站点的分布图  
Fig.3 The 101 meteorological stations used for ANUSPLIN interpolation and validation

再如松辽平原的湖区,WRF的模拟表达了这种异质性,即相对于周边的区域温度偏低,但插值方法却无法表达。综上所述,嵌套的WRF的尺度下推与插值方法相比,它能综合较多的影响地表气温的因素。

### 3.3.2 统计方法的尺度下推

不同分辨率尺度上的气温变化程度具有明显的差异。本文为展示不同方法的尺度下推的效果,选择从27km下推到3km的尺度。尺度下推是一个对粗分辨率网格进行重新分配的过程,现在的重新分配只是依赖于不同分辨率的地形信息。而地形是影响气温的最主要的因素,这就使得高程的温度统计下推更具说服力,本文采用90m的SRTM数据分别重采样为3km、9km、27km实验,统计下推结果见图4。

从图4中可以看出,无论是统计方法的尺度下推还是动力降尺度下推,下推结果都比下推前异质性更强,更能代表区域的特性,都较好地表现了地表温度的分布趋势,如在大小兴安岭这样海拔较高的区域温度较低,平原区温度较高。仔细比较图4(a)和图2(c)可以看出,统计方法的下推更多的表现了空间破碎化和马赛克效果,这可能与高程数据的重采样有关,这就说明在考虑统计方法的尺度下推时,不仅受影响因子的干扰,还受重采样的限

制。

图4(b)和图4(c)分别显示了统计下推和WRF下推到3km尺度下与气象站点插值结果的差异,统计下推和WRF下推的气温在松辽平原和大兴安岭北部比插值气温略高,在大兴安岭中南部、长白山、小兴安岭比插值气温略低。图4(b)显示了气温差异的破碎化严重,而图4(c)较为平滑。同时,图4(b)给出了松辽平原内部的一些热源,而图4(c)把这些热源刻画的更加细致,综上分析认为,WRF的尺度下推比统计下推更加符合实际。

### 3.3.3 统计方法和WRF方法的尺度下推精度验证

上述,如果方程(1)和(2)同时成立,那么,子网格的温度的算术平均值就等于粗分辨率网格的温度,即尺度上推的结果应该与WRF 27km温度之间的差值为0。本文采用27km空间幅度内WRF产生的3km分辨率下的地表温度进行算术平均,即对于27km分辨率的一个栅格,对应81个3km的栅格,27km分辨率的每个栅格的值等于对应的81个栅格值的平均值。

首先,对WRF输出的3km分辨率的气温进行算术平均,得到27km分辨率的气温分布格局,如图5(a)所示;然后,算术平均结果与WRF输出的27km的地表温度数据进行栅格相减,得到二者的差异。

如图5(c)中,它们之间的差值不全为0,在方程(2)条件成立的情况下,只能说明方程1的假设不成立。这进一步说明了以高程单一要素的统计方法尺度下推只是给出了对细分辨率尺度信息的一种近似,而WRF动力降尺度法考虑高程误差,以及植被、土壤、坡度坡向等其他地面参数和局部大气过程对气温的综合影响,对气温的尺度下推更加符合实际。

## 4 结论

本文采用统计方法和WRF方法对地表温度进行尺度下推,分析了产生差异的原因。

由于WRF动力降尺度考虑高程误差,以及植被、土壤、坡度坡向等其他地面参数和局部大气过程对气温的综合影响,WRF尺度下推得到的温度分布比统计下推和ANUSPLIN的气象站点插值结果更符合实际情况,精度最高。WRF输出结果和高程的统计下推能继承大尺度上的信息,并能根据DEM对气温分布进行细化,但是仅依靠单一高程

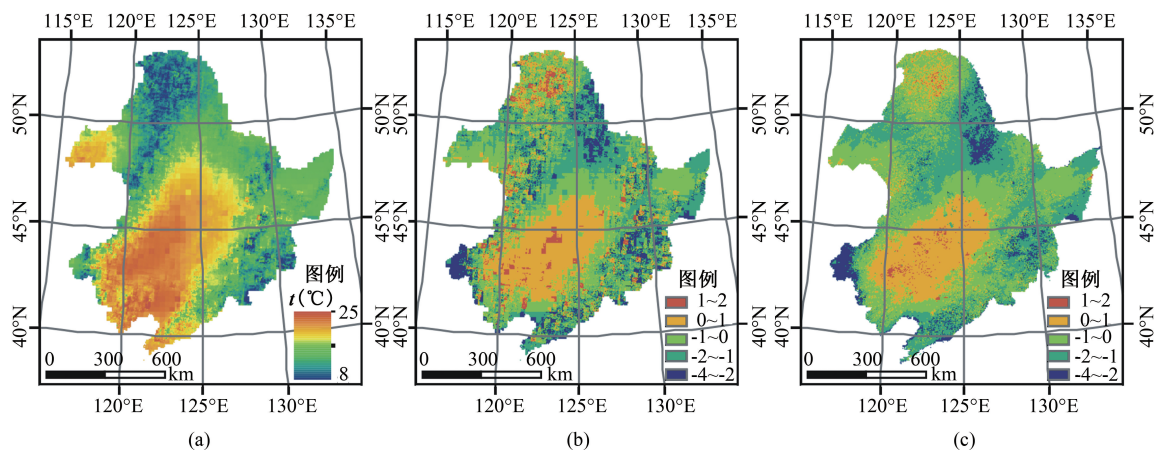


图4 27km向3km的尺度下推,其中,(a)是统计尺度下推到3km的气温分布;(b)统计尺度下推与插值结果的差值;(c)WRF下推与插值结果的差值。

Fig.4 Downscaling from 27km to 3km. (a) downscaling to 3km by statistics method; (b) the difference between statistics method and ANUSPLIN results; (c) the difference between WRF and ANUSPLIN results

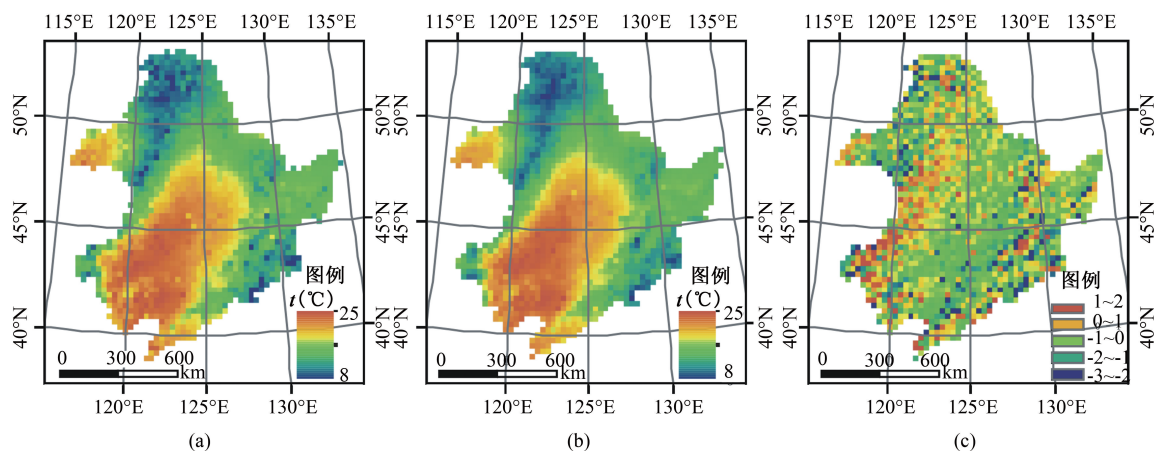


图5 27km空间幅度下对3km分辨率气温取算术平均(a),WRF 27km输出气温结果(b),算术平均与WRF的差值(c)  
Fig.5 Calculation of the arithmetic average of temperature at 3km resolution to 27km resolution (a), the 27km temperature distribution from WRF(b), and the difference between mean values and WRF(c)

信息对粗分辨率的网格进行重新分配,气温的分布趋势与动力下推是一致的,但是与动力下推结果存在一定的差异。

高程的统计下推较WRF动力下推结果具有破碎化高、马赛克明显的特点,产生这种现象的原因:(1)地表气温的影响因素是多方面的,尽管高程是气温变化的最主要的因素,但是这一单一要素并不能囊括刻画地表气温分布的全部细节。在这种情况下,倘若高程数据本身具有较强的异质性,那么气温的分布将继承这种异质性。(2)本文采用的DEM数据是根据SRTM数据重采样到3km,考虑到3km×3km的栅格范围较大,相邻栅格之间数值差异明显。

统计方法的尺度下推只考虑了高程信息的变化对气温的影响,而未考虑其他因素,如若在下推时加入更多的变量,如对温度有较大影响的坡度、坡向、土地覆被类型等因素,综合分析不同尺度之间的关系,将会使下推精度有所改善。

#### 参考文献:

- [1] 赵文武,傅伯杰,陈利顶.尺度推绎研究中的几点基本问题[J].地球科学进展,2002,17(6):905-911.
- [2] Babaei M., King P R. A modified nested-gridding for up-scaling-downscaling in reservoir simulation[J]. Transport in Porous Media, 2012,93(3):753-775.
- [3] Gutmann E D, Rasmussen R M, Liu C, *et al.* A Comparison of statistical and dynamical downscaling of winter pre-

- precipitation over complex terrain[J]. *Journal of Climate*, 2012,25(1):262-281.
- [4] Ahammer H, DeVaney T T J, Tritthart H A. How much resolution is enough? Influence of downscaling the pixel resolution of digital images on the generalised dimensions[J]. *Physica D-Nonlinear Phenomena*, 2003,181(3-4):147-156.
- [5] 张娜.生态学中的尺度问题——尺度上推[J].*生态学报*, 2007,27(10):4252-4266.
- [6] Jeong D I, St-Hilaire A, Ouarda T B M J, *et al.* Comparison of transfer functions in statistical downscaling models for daily temperature and precipitation over Canada[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2012,26(5):633-653.
- [7] Quintana Segui P, Ribes A, Martin E, *et al.* Comparison of three downscaling methods in simulating the impact of climate change on the hydrology of Mediterranean basins[J]. *Journal of Hydrology*, 2010,383(1-2):111-124.
- [8] Gangopadhyay S. Statistical downscaling using K-nearest neighbors[J]. *Water Resources Research*, 2005,41(2):1-23
- [9] Caldwell P, Chin H-N S, Bader D C, *et al.* Evaluation of a WRF dynamical downscaling simulation over California [J]. *Climatic Change*, 2009,95(3-4):499-521.
- [10] Druyan L M, Fulakeza M, *et al.* Dynamic downscaling of seasonal climate predictions over Brazil[J]. *Journal of Climate*, 2002,15(23):3411-3426.
- [11] Teutschbein C, Wetterhall F, Seiberb. Evaluation of different downscaling techniques for hydrological climate-change impact studies at the catchment scale[J]. *Climate Dynamics*, 2011,37(9-10):2087-2105.
- [12] Wilby R L, Hassan H, *et al.* Statistical downscaling of hydrometeorological variables using general circulation model output[J]. *Journal of Hydrology*, 1998,205(1-2): 1-19.
- [13] Widmann M, Bretherton C S, Salathe E. P. Statistical precipitation downscaling over the Northwestern United States using numerically simulated precipitation as a predictor[J]. *Journal of Climate*, 2003,16(5):799-816.
- [14] 丁一汇,林而达,何建坤.中国气候变化——科学、影响、适应与对策研究[M].北京:中国环境科学出版社,2009.
- [15] Almazroui M. Dynamical downscaling of rainfall and temperature over the Arabian Peninsula using RegCM4 [J]. *Climate Research*, 2012,52(1):49-62.
- [16] Oh J H., Kim T, Kim M K, *et al.* Regional climate simulation for Korea using dynamic downscaling and statistical adjustment[J]. *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 2004,82(6):1629-1643.
- [17] 张树文,张养贞,李颖,等.东北地区土地利用/覆被时空特征分析[M].北京:科学出版社,2006.
- [18] 刘廷祥,张树文.东北地区农林交错带土地利用变化及其对区域气温影响模拟研究[D].长春:中国科学院东北地理与农业生态研究所,2012.
- [19] 邓伟,陈海波,马振升,等.NCEP FNL 全球分析资料的解码及其图形显示[J].*气象与环境科学*,2009,32(3):78-82.
- [20] 蔡红艳.基于MODIS 物候特征的黑龙江流域植被动态编绘研究[D].长春:中国科学院东北地理与农业生态研究所,2010.
- [21] Giorgi F, Francisco R, *et al.* Effects of a subgrid-scale topography and land use scheme on the simulation of surface climate and hydrology. Part I: Effects of temperature and water vapor disaggregation[J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2003,4(2):317-333.
- [22] Hewitson B C, Crane R G. Climate downscaling: Techniques and application[J]. *Climate Research*, 1996,7(2): 85-95.

## Spatial Scale Analysis of Temperature Based on WRF and Statistical Methods

YU Lingxue<sup>1,2</sup>, ZHANG Shuwen<sup>1\*</sup>, LIU Tingxiang<sup>1</sup>, BU Kun<sup>1</sup> and YANG Jiuchun<sup>1</sup>

(1. *Northeast Institute of Geography and Agroecology, CA, Changchun 130012, China;*

2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

**Abstract:** Due to intensified global warming, more and more global and regional issues become the focus of research. In the context of global scale change, the mechanism of how regional climate makes feedback to global environment change and how regional climate change influences large-scale environment in turn is a difficult point for climate research. However, the transformation between scales provides ideas to solve these difficulties. With the development of climate models, nesting regional climate model into global climate models to simulate is an effective downscaling way, however the resolution limitations of the regional climate model cause simula-



tion accuracy of mountainous areas and other complex terrain much lower than expected. WRF model, a meso-scale climate model with resolution from several meters to thousands kilometers and with two-way nested features, provides opportunities for transforming between scales dynamically. In this paper, we firstly use the WRF model to simulate the temperature at different scales and compare with 15 climate-stations' in-site value. Through the comparison, we can conclude that the simulated values are more similar with the measured ones with the resolution becomes better. Then we used statistical downscaling method to downscale the temperature from 27km to 3km and compared with the WRF downscaling results and ANUSPLIN interpolation. The results showed that the downscaling from statistical method had the same tendency with the WRF downscaling and ANUSPLIN interpolation results, but compared with the latter, the former downscaling had obvious Mosaic effect. The statistical based downscaling method only considered the influence of elevation change on temperature not other factors, while the temperature is influenced by various factors such as slope, slope aspect and land cover types. In the further research we will consider more factors and analyze the relationship between temperature and related factors more comprehensively, in this way we can make the statistical downscaling more realistic.

**Key words:** spatial scale analysis; statistical methods; WRF; temperature; downscaling

**\*Corresponding author:** ZHANG Shuwen, E-mail: zhangshuwen@neigae.ac.cn