

殷志远,赖安伟,公颖,等.气象水文耦合中的降尺度方法研究进展[J].暴雨灾害,2010,29(1):89-95

# 气象水文耦合中的降尺度方法研究进展

殷志远,赖安伟,公颖,彭涛,沈铁元

(中国气象局武汉暴雨研究所,武汉 430074)

**摘要:**简述遥感技术特别是雷达估算降水技术发展对缓解气象水文尺度不匹配的贡献,着重介绍目前国内外研究应用较多的统计降尺度模型(SDSM)、EOF 迭代方法、主分量分析与逐步回归相结合、动力与统计相结合等 4 种降尺度方法。同时,简要介绍中国气象局武汉暴雨研究所改进的一种降尺度方法,并选取一次降水过程,对利用该方法降尺度后的降水预报结果与实况进行对比分析。结果表明,该降尺度方法有效地提高了降水预报结果的空间分辨率(2 km×2 km),有利于天气模式与水文模式相结合。

**关键词:**降尺度方法;降水资料;气象水文耦合

**中图分类号:**P49:P338+.9 **文献标识码:**A **文章编号:**1004-9045(2010)01-0089-07

## 1 引言

近年来,随着数值预报理论与方法、大气探测技术及计算机技术的迅速发展,数值预报模式已呈现出对客观定量暴雨预报的巨大潜力,其空间分辨率已达到几十公里甚至十几公里,建立气象水文相耦合的预报模型已成为气象水文交叉学科发展的必然趋势<sup>[1-2]</sup>。然而,目前中小流域水文预报模型输入资料一般都要至少达到 1 km×1 km 甚至更高空间分辨率,如何将大尺度数值模式预报结果应用到水文模型中已成为亟待解决的问题。

降水是影响洪水预报精度的重要因素之一。目前,中小流域气象与水文尺度不匹配的原因主要是由于降水资料尺度不匹配造成的。因此,只要解决了降水资料尺度不匹配的问题,就可初步建立气象与水文的耦合关系。水文模型中降水资料的来源有观测降水和数值模式预报降水两种,本文对这两类降水资料的降尺度问题进行了分析和探讨,并着重介绍了数值模式预报资料尺度下移的相关方法。同时,简要介绍中国气象局武汉暴雨研究所改进的一种降尺度方法,并选取一次降水过程,对该降尺度方法的降水结果与实况进行对比分析。

## 2 观测降水资料的尺度匹配

传统的观测降水一般是通过分散布设在流域内

的雨量计站网或气象站网获得的,而站点只能在点上精确测量降水,其所代表的区域非常有限,不能反映降水空间分布;要准确测量一个流域上的降水分布,就必须布设非常稠密的雨量站网,这在我国目前还不现实。近年来,随着遥感技术不断发展,使得在短时间内获得尺度下移的区域范围内降水分布成为可能,雷达和卫星资料越来越多地被国内外水文气象工作者应用于水文预报研究中<sup>[3-6]</sup>。其中由于雷达资料的时间和空间尺度已基本达到中小流域水文模型资料的要求,因而其在洪水预报上的应用相对其他遥感手段要多一些。如宋星原等<sup>[7]</sup>运用卡尔曼滤波和流域实测雨量站点资料结合分组 Z-I 关系对流域内雷达估算降水进行了校准,并将校准后的降水代入洪水预报模型中,取得较好的计算结果;张利平等<sup>[8]</sup>利用流域内雨量站点实测资料和雷达估算的雨量站点降水建立相关性表达式,然后将雷达各网格估算降水代入该表达式,得到校准后的整个流域的降水,经与其他降水估算方法比较,对提高降水估算精度有一定帮助。总之,在观测降水资料方面,由于遥感技术特别是雷达估算降水技术的发展,一定程度上缓解了气象水文尺度不匹配的问题,但随着分布式水文模型不断发展,对降水资料空间分辨率的要求也将越来越高。

## 3 数值模式预报资料的尺度下移

海气耦合气候模式(AOGCM)预估大尺度未来全球

收稿日期:2009-01-10;定稿日期:2010-03-04

基金项目:国家自然科学基金资助项目(40675070)、科技部公益研究项目(2005DBI3J101)、公益性行业专项(GYHY200806002)、湖北省科技攻关计划(2007AA301B57)、中国气象局武汉暴雨研究所暴雨研究科研业务项目(0811)、武汉大学水资源与水电工程科学国家重点实验室开放研究基金(2007B033)共同资助

作者简介:殷志远,男,1981年生,工程师,主要从事水文气象研究。E-mail: zzy87888073@126.com

气候变化是目前最重要也是最可行的方法。研究表明,AOGCM 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<sup>[9-10]</sup>。但由于目前 AOGCM 输出的空间分辨率较低,缺少区域气候信息,很难对区域气候情景做精确预测。目前有 2 种方法可弥补 AOGCM 预测区域气候变化情景的不足,一是发展更高分辨率的 AOGCM 模式;二是降尺度法。由于提高 AOGCM 的空间分辨率所需计算量很大,降尺度方法成为首选。降尺度法基于的一种观点是:区域气候变化情景是以大尺度(如大陆尺度甚至行星尺度)气候为条件的<sup>[11-12]</sup>,它把大尺度、低分辨率的 AOGCM 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 AOGCM 对区域气候预测的局限。

目前应用的降尺度法有动力降尺度法、统计降尺度法、统计与动力相结合的降尺度法 3 种。这 3 种降尺度法的共同点是需要 AOGCM 提供大尺度气候信息。动力降尺度法是利用与 AOGCM 耦合的区域气候模式(RCM)<sup>[13-14]</sup>来预估区域未来气候变化情景,其优点是物理意义明确,能应用于任何地方而不受观测资料影响,也可应用于不同的分辨率,但其缺点是计算量大、费机时。区域模式的性能受 AOGCM 提供的边界条件的影响很大,区域耦合模式在应用于不同区域时需要重新调整参数<sup>[15]</sup>。而统计降尺度法和动力与统计相结合的降尺度法恰好能弥补动力降尺度法的不足。统计降尺度法的基本原理是利用多年观测资料建立大尺度气候状况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 AOGCM 输出的大尺度气候信息来预估区域未来气候变化情景。

动力降尺度法的应用和研究在国内已很多,虽然统计降尺度法预估未来区域气候情景在国外应用已不少,但国内对这方面的研究还较少。这里,主要对国内外目前研究应用较多的统计降尺度和统计-动力相结合的降尺度法进行详细介绍,同时也提供一些正在研究和完善中的方法。

### 3.1 统计降尺度模型(SDSM)

SDSM 是一个综合了天气发生器和多元回归两种方法的统计降尺度模型<sup>[16]</sup>,它主要包括两方面内容:一是建立预报量(小尺度或站点气象数据序列)与预报因子(大气环流因子)之间的统计关系,以确定模型;二是根据确定好的模型,生成小尺度或站点气候要素的未来日序列。建立预报量( $R$ )和预报因子( $L$ )之间的关系是 SDSM 的核心<sup>[17]</sup>,其一般形式可表示为

$$R=F(L) \tag{1}$$

其中, $F$ 为确定性或随机性函数(需要实测数据进行确定)。

预报量主要根据研究目的以及站点资料来选择。预报因子选择需遵循以下原则:与预报量有较为明确物理意义上的联系;与预报量之间有较强的相关性和一致性;必须是实测数据和 GCM(全球气候模式)输出数据中都有的因子;必须是 GCM 能够准确模拟的因子。确定预报因子后,SDSM 根据选定的一组预报因子与预报量,建立其统计关系,确定多元回归方程的参数,即对模型进行率定,SDSM 中的多元回归方程是通过有效对偶单纯形法建立的。模型确定后,即可应用 GCM 输出的未来气候情景,模拟小尺度或站点气候要素的未来日数据序列,并与气候要素的基准期数据序列比较,分析区域气候要素未来的变化趋势。刘兆飞等<sup>[18]</sup>利用统计降尺度模型 SDSM 对塔里木河流域未来最高气温和最低气温变化趋势进行分析,其结果表明,利用 SDSM 模型可模拟塔里木河流域最高和最低气温并得到令人满意的结果。赵芳芳等<sup>[19]</sup>利用 SDSM 建立大尺度气候要素和地面气温变量间的统计转换关系,将建立好的统计关系应用于英国 Hadley 中心海气耦合模式(HadCM3 SERS B2)的输出,结果表明,SDSM 可较好地模拟日气温过程。刘绿柳等<sup>[20]</sup>应用统计降尺度模型 SDSM 将 HadCM3 的模拟数据处理为具有较高可信度的逐 13 站点序列,证明了 SDSM 对于分析 21 世纪黄河流域上中游地区未来最高气温、最低气温与年降水量的变化是可行的。

目前,SDSM 是一个基于 Windows 界面、研究区域和当地气候变化影响的决策支持工具,它是第一个免费提供给广大气候变化影响组织的降尺度工具,且以 VB6.0 为编程基础,便于操作和应用。另外,由于大气环流模式模拟预测区域气候变化时总存在不可避免的不确定性,因此 SDSM 仍是分析小尺度下未来气温变化可能情景的一种较为简单、经济的方法。

### 3.2 EOF 迭代方法

首先,构造如下模式气候因子场和实况气候要素预报场矩阵

$$F_{(m+p) \times (n+1)}^0 = \begin{bmatrix} P_{m \times n}^0 & P_{m \times 1}^0 \\ Y_{p \times n}^0 & Y_{p \times 1}^0 \end{bmatrix} \tag{2}$$

式(2)中, $P_{m \times n}^0, P_{m \times 1}^0$ 分别为若干个(共计  $m$  个空间点)模式气候因子场  $n$  样本年和预报年组成的分块矩阵, $Y_{p \times n}^0, Y_{p \times 1}^0$ 分别为(共计  $P$  个空间点)实况气候要素场  $n$  样本年的资料和给定的预报年气候要素场初始值组成的分块矩阵。

对矩阵  $F_{(m+p) \times (n+I)}^0$  作 EOF 分解, 得到特征向量矩阵  $V_{(m+p) \times (n+I)}^0$  和时间系数矩阵  $T_{(m+p) \times (n+I)}^0$ , 利用前  $k$  个最大特征值对应的特征向量及其对应时间系数(主成分)得到拟合场, 即

$$\tilde{F}^0 = V_{(m+p) \times k}^0 \times T_{k \times (n+I)}^0 \quad (3)$$

$$\tilde{F}^0 = \begin{bmatrix} \tilde{P}_{m \times n}^0 & \tilde{P}_{m \times I}^0 \\ \tilde{Y}_{p \times n}^0 & \tilde{Y}_{p \times I}^0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

上式中,  $\tilde{Y}_{p \times n}^0$  为第 0 次迭代值。上述前  $k$  个最大特征值和与所有特征值(数量为正规矩阵  $F_{(m+p) \times (n+I)}^0 \times F_{(m+p) \times (n+I)}^{0T}$  秩)和的比百分数, 称为 EOF 拟合场的截断解释方差, 在本文中称其为 EOF 迭代截断解释方差或 EOF 迭代截断主成分, 它不能取  $\min(m+p, n+I)$ , 否则无法迭代而只能恢复原场。

对上述  $\tilde{F}^0$  再构造矩阵得到

$$F_{(m+p) \times (n+I)}^0 = P \times \begin{bmatrix} P_{m \times n}^0 & P_{m \times I}^0 \\ Y_{p \times n}^0 & Y_{p \times I}^0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

对矩阵  $F_{(m+p) \times (n+I)}^0$  作 EOF 分解, 得特征向量矩阵  $V_{(m+p) \times (n+I)}^1$  和时间系数矩阵  $T_{(m+p) \times (n+I)}^1$ ; 仍利用前  $k$  个特征向量及其对应时间系数得到拟合场, 即

$$\tilde{F}^1 = V_{(m+p) \times k}^1 \times T_{k \times (n+I)}^1 \quad (6)$$

$$\tilde{F}^1 = \begin{bmatrix} \tilde{P}_{m \times n}^1 & \tilde{P}_{m \times I}^1 \\ \tilde{Y}_{p \times n}^1 & \tilde{Y}_{p \times I}^1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式(7)中  $\tilde{Y}_{p \times n}^1$  为第一次迭代值, 构造矩阵得

$$F_{(m+p) \times (n+I)}^1 = \begin{bmatrix} P_{m \times n}^1 & P_{m \times I}^1 \\ Y_{p \times n}^1 & Y_{p \times I}^1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

重复以上操作, 待前后两次迭代值  $\tilde{Y}_{p \times n}^{v-1}$  和  $\tilde{Y}_{p \times n}^v$  已相当接近时, 此时的  $\tilde{Y}_{p \times n}^v$  即为要素场的预测值。沈愈<sup>[21]</sup>利用传统的 EOF 迭代方法, 以梅汛期(6—7 月)国家气候中心 T63 动力延伸模式 200 hPa 和 500 hPa 形势场产品为模式气候因子, 全国 961 个站点的降水距平百分率为实况气候, 建立了华东区月尺度的降水统计释用模型。段旭等<sup>[22]</sup>基于 EOF 迭代方案, 建立了云南夏季气候变化的一种多时次 EOF 迭代预测模型, 经研究发现, 容纳多时次资料、基于 EOF 迭代的物理-统计预

测方法是一种有效的短期气候预测途径。刘燕等<sup>[23]</sup>采用旋转经验正交展开(EOF)方法, 对广东 48 站前汛期降水标准化距平场进行客观分区, 在此基础上对各区域区域平均前汛期降水的长期演变趋势进行了讨论。

基于 EOF 迭代的短期气候预测方法是一种有特色的预测方法, 特别是考虑引入多时次的历史资料作为预测因子后, 将会收到更好的实际预测效果。该预测方法的优越性在于: 能较好地应用历史资料中的信息, 引入经验法则、观测事实和气候规律等, 根据预测对象与预测因子的物理联系, 作出提前不同时间尺度的短期气候预测。

### 3.3 主分量分析与逐步回归相结合法

主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)是一种掌握事物主要矛盾的统计分析方法, 可从多元事物中解析出主要影响因素, 揭示本质, 简化复杂问题。其目的是将高维数据投影到较低维空间。PCA 已被广泛应用在统计降尺度预测因子的降维和压缩上, 能将原来较多的预测因子简化为少数几个新的综合指标因子。应用 PCA 对预报因子  $X$  进行主分量分析的步骤如下。

(1) 计算矩阵  $X$  的协方差矩阵  $S$

$$S = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m (x_j - \bar{x})(x_j - \bar{x})^T, \quad \bar{x} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_j \quad (9)$$

(2) 计算协方差矩阵的特征向量矩阵  $E$  和特征值  $\lambda_i (i=1, 2, \dots, n)$ , 特征值按从大到小排序  $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n$ 。

(3) 称  $\lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i$  为第一主成分的贡献率, 称  $\sum_{j=1}^k \lambda_j /$

$\sum_{i=1}^n \lambda_i$  为前  $k$  个主成分的累计贡献率。若前  $k$  个主成分的累计贡献率超过 85%, 则认为前  $k$  个主成分基本包含原来指标信息。

(4) 建立预报因子的主分量与降水之间的多元线性回归模型

$$p_{i,n} = PC \cdot L_{PC} + \varepsilon \quad (10)$$

式中  $p_{i,n}$  表示第  $n$  站的第  $i$  天的降水序列;  $PC$  表示从预报因子数据集中提取的主分量;  $L_{PC}$  为多元线性回归模型系数;  $\varepsilon$  为残差部分。利用最小二乘法确定多元线性回归模型的系数。陈华等<sup>[24]</sup>利用主成分分析方法和多元线性回归模型建立大尺度 GCM 模型的日降水统计降尺度方法, 证明了该方法对月降水过程模拟结果较为理想。吕海等<sup>[25]</sup>将主分量分析与逐步回归相结合的统计降尺度方法应用于全球气候模式 HadCM3 模拟的两种排放情景的预报因子, 估计中国 562 台站的当前和未来气温变化情景, 并与区域气候模式

PRECIS 的模拟结果进行比较,结果表明,统计降尺度结果与观测值基本一致。范丽军等<sup>[26]</sup>采用主分量分析与逐步回归分析相结合的多元线性回归模型对 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,结果表明,在当前气候条件下,无论 1 月还是 7 月,该方法模拟的温度与观测的温度有很好的 consistency。

将主分量分析法与逐步回归法相结合,一方面在保留原有数据集主要信息的前提下,对气候因子数据集进行有效降维和压缩,起到了简化计算的作用;另一方面,通过提取敏感有效的预报因子,剔除迟钝无效的预报因子,对于提高预报精度也有帮助。

### 3.4 动力与统计相结合法

降水距平与位势高度场之间的关系式可简化为

$$R' = A_1 \nabla^2 \varphi' + A_2 \frac{\partial \varphi'}{\partial x} + A_3 \frac{\partial \varphi'}{\partial y} + A_4 \varphi' + A_5 \quad (11)$$

其中,  $R'$  表示降水距平百分率,  $\varphi'$  为 500 hPa 高度场距平,  $A_1, A_2, A_3, A_4, A_5$  是系数。从式(11)中可看到局地降水距平不仅与该地上空形势场距平(第四项)有关,还受形势场距平的拉普拉斯(第一项)、纬向切变(第二项)与经向切变(第三项)的影响,有清晰的天气学意义。如果考虑散度方程的零级简化,则第一项反映了大气的辐合、辐散情况,从而反映了与降水有关的大气垂直运动;采取相当正压大气假设,则第二、三项反映了地面要素的切变情况,尤其是第三项体现了冷暖空气交汇对降水的影响。总之,利用式(11)建立降尺度模型,比利用大气环流模式或区域尺度模式简单清晰,计算量小;同时比一般统计方法有明确的动力学意义,一般的业务方法只考虑式(11)右端第四项与降水的相关,没有充分利用环流提供的其它信息。为了方便计算,实际应用中使用的是差分形式:

$$R' = A_1 \left[ \frac{\varphi(x+\Delta x, y) - 2\varphi(x, y) + \varphi(x-\Delta x, y)}{\Delta x^2} + \frac{\varphi(x, y+\Delta y) - 2\varphi(x, y) + \varphi(x, y-\Delta y)}{\Delta y^2} \right] + A_2 \frac{\varphi(x+\Delta x, y) - \varphi(x-\Delta x, y)}{2\Delta x} + A_3 \frac{\varphi(x, y+\Delta y) - \varphi(x, y-\Delta y)}{2\Delta y} + A_4 \varphi(x, y) + A_5 \quad (12)$$

陈丽娟等<sup>[27]</sup>从动力与统计相结合的角度,给出月尺度大气环流与局地降水之间的关系,利用 T63/NCC 月动力延伸形势场集合预报进行中国降水的降尺度应用取得了较好结果。严小冬等<sup>[28]</sup>从动力与统计相结合的角度,给出季尺度大气环流与局地降水、气温之间的关系,研究表明,该方法对降水的预测率变幅不大,而对气温的预测效果影响极大。张运福等<sup>[29]</sup>运用李

维京等在 1999 年提出来的动力统计相结合和典型相关回归这两种方案,对国家气候中心 T63 动力延伸集合预报的 500 hPa 月平均高度距平进行释用,对释用结果采用 PS 评分和同号率进行预测效果评估,结果表明,这两种方法有较好的应用价值。

该方法充分考虑到动力降尺度和统计降尺度各自的优缺点,实现了动力与统计的有机结合,是一种既包含明确动力学意义,同时又是利用大量历史气候资料、计算简单的降尺度方法。该方法已被广泛应用于各研究区域,有些地区还利用此方法建立了业务预报系统,就目前发展情况来看,动力与统计相结合法将成为降尺度技术的一个重要发展方向。

### 3.5 其他降尺度方法

以上介绍的统计降尺度方法大都是线性方法,此外还有一些非线性方法也在进一步研究中。如 Mpelasoka 等<sup>[30]</sup>成功地使用人工神经网络法模拟了新西兰(New Zealand)的月平均气温和降水。王卫光等<sup>[31]</sup>将混沌理论应用于水文变量尺度分析,对无定河流域不同时间尺度(80、40、20、10、5 d)降雨量进行降尺度转换,结果表明,不同时间尺度降雨量的分解系数存在低维混沌现象,用混沌方法进行降雨量降尺度分析是可行的。黄胜等<sup>[32]</sup>将混沌神经网络分析方法应用于径流的降尺度分析,研究表明,用神经网络拟合分解系数相空间的相点演化非线性关系和用相空间神经网络模型对径流作降尺度分析是可行的。陈华等<sup>[33]</sup>基于光滑支持向量机的统计学降尺度方法,建立大尺度气候观测资料和实测降水之间的统计关系,模拟和预测汉江流域降水变化,并同传统的多元线性回归分析方法相比较,结果表明,基于光滑支持向量机的统计学降尺度方法的模拟精度不仅高于多元线性回归分析方法,且明显优于 CGCM2 气候模型的输出降水结果。於凡等<sup>[34]</sup>运用 Delta 方法进行 GCM 模型输出结果的降尺度处理,在此基础上采用 GIS 和 SPSS 分析了全球气候变化对黄河流域水资源的定量影响,研究结果对黄河流域水资源的优化利用、调度和管理具有重要意义。

总之,非线性方法作为统计降尺度方法的一个重要组成部分,近年来也得到较大发展,特别是当线性方法拟合结果不太理想时,非线性方法往往能取得较好结果,但同时非线性方法也有许多不足之处,如算法的复杂性、合理性及局限性都使非线性方法很难得到较大推广,因此对非线性方法还需要进一步开展研究。

### 3.6 武汉暴雨研究所改进的降尺度方法

中国气象局武汉暴雨研究所为进一步解决模式

预报尺度和水文模型尺度不匹配问题,通过深入研究,目前已初步建立一套尺度下移新方法,使用该方法计算得到的模式预报结果的空间分辨率可达 2 km×2 km。

### 3.6.1 改进原理

大气运动尺度的多样性导致降水呈现多种尺度。首先,根据文献[35-38],将强降水构成分解为大尺度降水( $X_1$ )、不稳定降水( $X_2$ )和地形影响降水( $X_3$ )。然后,以全球数值天气模式(日本数值模式,分辨率 1.25°×1.25°)降水预报产品作为大尺度降水,以中国气象局武汉暴雨研究所中尺度数值天气业务模式(AREM,分辨率 0.25°×0.25°)气象要素预报场诊断不稳定降水,将分辨率为 2' 的地形数据利用 WRF 模式导出高分辨率的地形数据(分辨率 0.0225°×0.0225°,约 2 km),利用 AREM 模式地面风场和该地形数据计算地形抬升速度,再通过凝结函数诊断出地形影响降水。其具体计算步骤如下:

第一步,将以上各种资料利用双线性方法插值到 0.0225°×0.0225°分辨率网格上。

第二步,将 AREM 模式的输出变量(如温度、气压、湿度、风场及其诊断量)和 LAPS 分析产品插值到气象观测站,计算 3 个月历史台站降水观测资料与各种诊断量二者的相关系数,选取相关系数较大的诊断

量(如  $SI$  指数、850 hPa 假相等位温、700 hPa 和 850 hPa 水汽通量散度等),建立诊断量与观测降水的多元回归方程,得到计算不稳定降水的模型。

第三步,计算地形的坡度  $\alpha$ 、坡向  $\beta$ 、风向  $\theta$ ,吹向坡面的风速  $v$  由于受到斜坡阻挡,产生对降水有利的上升运动  $\omega_1, \omega_2$  在  $Z$  方向产生地形抬升速度  $\omega$  为

$$\omega = \omega_1 \sin \alpha = \frac{1}{2} v \cos(\theta - \beta) \sin 2\alpha \quad (13)$$

利用凝结函数计算地形影响降水( $R$ ):

$$R = -\frac{1}{g} \int_0^p \delta \omega F dp \times RT_{\text{inc}} \quad (14)$$

其中,  $F$  为凝结函数:

$$F = \frac{q_s T}{p} \left( \frac{LR - C_p R_v T}{C_p R_v T^2 + q_s L^2} \right) \quad (15)$$

式(15)中,  $q_s$  为饱和比湿,  $T$  为温度,  $p$  为气压,  $v$  为垂直速度,  $\delta$  为符号函数,当  $q \geq q_s$  且  $\omega < 0$  时,  $\delta = 1$ ; 否则  $\delta = 0$ ,  $T_{\text{inc}}$  是降雨持续时间,根据资料时间分辨率,取 3 h。垂直积分从地面到 850 hPa。

第四步,综合上述计算结果,将其代入到降水预报模型

$$Y = aX_1 + bX_2 + cX_3 \quad (16)$$

式(16)中,  $a, b, c$  为经验参数。

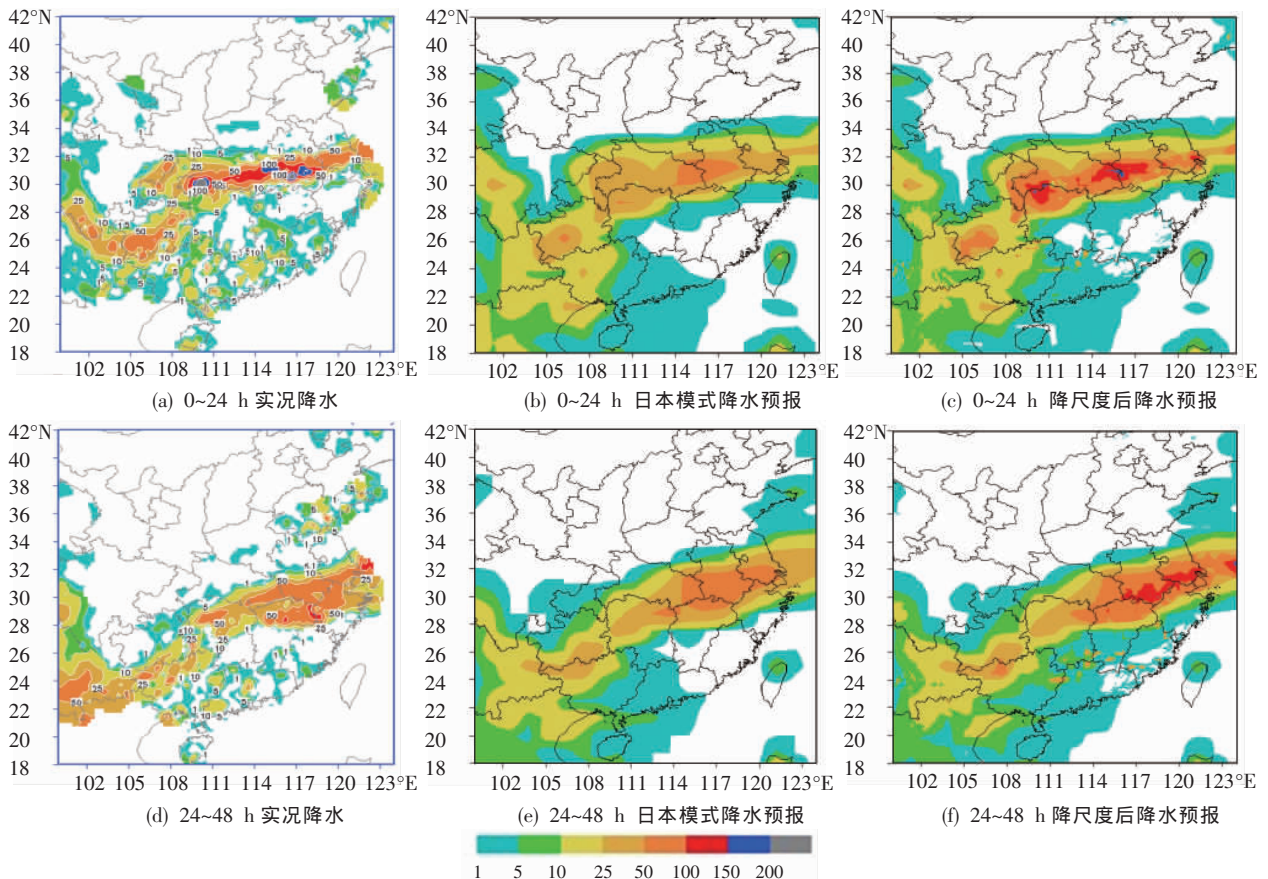


图 1 2009 年 6 月 29 日 00 时(世界时)预报的 0~24 h 以及 24~48 h 降尺度前后降水结果与其实际的对比

### 3.6.2 个例试验

为了检验该方法在实际降尺度预报中的可行性,本文选取 2009 年 6 月 29 日至 7 月 1 日一次降水过程进行验证分析。计算分别选取 6 月 29 日 00 时(世界时)预报的 0~24 h 以及 24~48 h 降尺度前后降水结果与实况进行对比。其结果见图 1。

从图 1 中可见,上述改进的降尺度方法对雨带位置、范围、形态的预报总体上与实况相符,但对强降雨中心及雨带预报略有偏差。同时,对此次过程不同预报时效的分级降水进行  $T_s$  评分<sup>[39]</sup>,其结果见表 1。

表 1 2009 年 6 月 29 日至 7 月 1 日不同预报时效的分级降水的  $T_s$  评分(%)

| 预报时效    | 模式      | 降水分级  |       |       |       |       |
|---------|---------|-------|-------|-------|-------|-------|
|         |         | 小雨    | 中雨    | 大雨    | 暴雨    | 大暴雨   |
| 0~24 h  | 日本数值模式  | 58.22 | 53.40 | 52.72 | 21.42 | 0.00  |
|         | 降尺度改进模式 | 59.76 | 55.97 | 52.50 | 44.17 | 35.56 |
| 24~48 h | 日本数值模式  | 52.35 | 60.11 | 50.70 | 33.62 | 0.00  |
|         | 降尺度改进模式 | 53.98 | 60.12 | 51.39 | 46.03 | 0.00  |

由表 1 可知,0~24 h 和 24~48 h 的对于不同降水量级预报结果的  $T_s$  评分经过降尺度后不同程度地得到提高,特别是暴雨、大暴雨量级别的降水。可见,在对大尺度数值模型预报结果进行尺度下移后,其预报精度有所提高,说明该方法作为一种新的降尺度方法是可行的。从预报时效看,0~24 h 的暴雨级别降水预报改进效果( $T_s$  评分为 22.75%)要比 24~48 h 的改进效果( $T_s$  评分为 12.59%)好,而 0~24 h 暴雨量级的降水是短期洪水预报中使用较多、对洪水预报结果影响较大的降水资料。为此,该方法降尺度后的降水预报资料输入水文模式有利于进一步提高短期水文预报精度。

## 4 展望

统计降尺度方法是目前应用较多的降尺度方法,统计降尺度技术仅 10 年时间就已发展成为气候学研究中一个相当完善的技术,然而,它仍有许多方面需要进一步研究和完善<sup>[40]</sup>:一是需要更直接地论述该方法的假设,如大尺度气候与地面气候要素的统计关系的时间稳定性;二是对于形成统计关系的物理机制还需要进一步理解和研究;三是需要了解大尺度气候和地面气候要素统计关系的时间尺度和空间尺度,也就是说,超过该时间尺度和空间尺度的统计关系将不再成立,以及建立统计关系随时间和空间变化的关系式;四是非线性方法作为统计降尺度方法的一个重要组成部分,在线性方法拟合结果不太理想时,非线性方法往往能取得较好结果,因此如何简化其计算的复杂性使其在实践中得到广泛应用还有待进一步研究。

同时,动力与统计相结合充分考虑到动力降尺度和统计降尺度的各自优缺点,实现了动力与统计方法有机结合,且在实践中广泛应用,因此动力与统计相结合法将成为降尺度技术的一个重要发展方向。另外,中国气象局武汉暴雨研究所结合自身学科优势,在现有降尺度研究工作的基础上对其有所改进,使模式预报结果的空间分辨率提高到 2 km×2 km,这进一步缩小了天气模式与水文模式的差异,有利于天气模式和水文模式的结合。

目前,对于大尺度气候模式进行尺度下移到区域的研究方法较多,其尺度下移的空间分辨率一般在十几到几十公里,如何在现有研究基础上进一步使尺度下移,使空间分辨率达到 1 km×1 km 甚至更高以满足气象和水文在尺度上的耦合要求,还需进行更深入研究。

### 参考文献:

- [1] 宋星原,李允军,余海燕,等.AREM 模式预报技术在洪水预报中的应用[J].武汉大学学报(工学版),2007,40(3):1-4.
- [2] 李俊,沈铁元,宋星原,等.AREM 中尺度暴雨模式降水预报试验[J].武汉大学学报(工学版),2007,40(1):13-17.
- [3] 李致家,刘金涛,葛文忠.雷达估测降雨与水文模型的耦合在洪水预报中的应用[J].河海大学学报,2004,32(6):601-606.
- [4] 刘晓阳,毛节泰,李纪人,等.雷达联合雨量计估测降水模拟水库入库流量[J].水利学报,2002,4:51-55.
- [5] Peters J C, Easidn D J. Runoff simulation using radar rainfall data [J]. Water Resour, 1997, 32: 753-760.
- [6] 师春香,谢正辉.基于静止气象卫星观测的降水时间降尺度研究[J].地理科学进展,2008,27(4):15-22.
- [7] 宋星原,李允军,余海燕,等.雷达定量测量降雨在洪水预报中的应用[J].武汉大学学报(工学版),2007,40(2): 51-54.
- [8] 张利平,李璐,叶爱中.雷达联合雨量计估算区域降水量精度对比[J].武汉大学学报(工学版),2007,40(1):1-5.
- [9] Risbey J, Stone P. A case study of the adequacy of GCM simulations for input to regional climate change [J]. Journal of Climate, 1996, 9: 1441-1467.
- [10] Cubasch U, Von Storch H, Waszkewitz J, et al. Estimates of climate changes in southern Europe using different downscaling techniques [J]. Climate Research, 1996, 7:129-149.
- [11] Von Storch H. Inconsistencies at the interface of climate impact studies and global climate research [J]. Meteorologische Zeitschrift, 1995, 4(NF): 72-80.
- [12] Von Storch H. The global and regional climate system [A]. In: Von Storch H, Floser G, eds. Anthropogenic Climate Change [C]. Berlin: Springer Verlag, 1999: 3-36.
- [13] Giorgi F, Meams L O. Approaches to regional climate change simulation: A review [J]. Geophysics, 1991, 29: 191-216.
- [14] McGregor J J. Regional climate modeling [J]. Meteorology and Atmospheric Physics, 1997, 63: 105-117.
- [15] Meam L O, Bogardi I, Giorgi F, et al. Comparison of climate change scenarios generated from regional climate model experiments and

- statistical downscaling [J]. *Journal Geophysics Research*, 1999,104 (D6): 6603-6621.
- [16] Wilby R L, Tomlinson O J, Dawson C W. Multi-site simulation of precipitation by conditional resampling [J]. *Climate Research*, 2003, 23: 183-194.
- [17] Wilby R L. SDSM—a decision support tool for the assessment of regional climate change impacts [J]. *Environmental Modeling & Software*, 2002, 17: 147-159.
- [18] 刘兆飞,徐宗学,刘绿柳,等.塔里木河流域未来最高和最低气温变化趋势[J].*干旱区地理*,2008,31(6):822-829.
- [19] 赵芳芳,徐宗学.黄河源区未来地面气温变降尺度分析化的统计[J].*高原气象*,2008,27(1):153-161.
- [20] 刘绿柳,刘兆飞,徐宗学.21世纪黄河流域上中游地区气候变化趋势分析[J].*气候变化研究进展*,2008,4(3):167-172.
- [21] 沈愈. EOF 迭代降尺度方案及其在华东梅汛期降水预测中的应用[J].*高原气象*,2008,27:52-63.
- [22] 段旭,尤卫红,李跃清.多时次资料的 EOF 迭代在云南夏季气候预测中的应用[J].*高原气象*,2001,20(2):220-224.
- [23] 刘燕,叶萌.基于 REOF 分析的广东前汛期降水趋势的区域特征[J].*广东气象*,2007,29(4):11-14.
- [24] 陈华,郭靖,郭生练,等.应用统计学降尺度方法预测汉江流域降水变化[J].*人民长江*,2008,39(14):53-55.
- [25] 吕海,龚振彬,倪雷.统计降尺度法在我国未来区域气温变化预测中的应用研究[J].*现代商贸工业*,2007,19(6):190-191.
- [26] 范丽军,符淙斌,陈德亮.统计降尺度法对华北地区未来区域气温变化情景的预估[J].*大气科学*,2007,31(5):887-897.
- [27] 陈丽娟,李维京,张培群,等.降尺度技术在月降水预报中的应用[J].*应用气象学报*,2003,14(6):649-655.
- [28] 严小冬,吴战平,马振锋,等.Downscaling 法在贵州冬季气温和降水预测中的应用[J].*高原气象*,2008,27(1):170-175.
- [29] 张运福,赵连伟,王大钧.动力延伸预报产品在东北地区月尺度气候预测中的释用及评估[J].*黑龙江气象*,2008,25(3):1-3.
- [30] Mpelasoka F S, Mullan A B, Heerdegen R G. New Zealand climate change information derived by multivariate statistical and artificial neural networks approaches [J]. *International Journal of Climatology*, 2001, 21: 1415-1433.
- [31] 王卫光,张仁铎.基于混沌理论的降雨量降尺度方法[J].*华中科技大学学报(自然科学版)*,2008,36(6):129-132.
- [32] 黄胜,梁川.基于相空间神经网络耦合模型的径流降尺度分析[J].*长江流域资源与环境*,2006,15(4):527-530.
- [33] 陈华,郭靖,熊伟,等.应用光滑支持向量机预测汉江流域降水变化[J].*长江科学院院报*,2008,25(6):28-32.
- [34] 於凡,张光辉,柳玉梅.全球气候变化对黄河流域水资源影响分析[J].*水文*,2008,28(5):52-56.
- [35] 舒守娟,喻自风,王元,等.西藏地区复杂地形下的降水空间分布估算模型[J].*地球物报*,2005,48(3):535-542.
- [36] 楼小凤,胡志晋,王广河.对流云降水过程中地形作用的数值模拟[J].*应用气象学报*,2001,12:113-121.
- [37] 张连强,赵有中,欧阳宗继.运用地理因子推算山区局地降水量的研究[J].*中国农业气象*,1996,17(2):6-10.
- [38] 崔讲学,王仁乔,王丽,等.武汉区域分县可能最大降水预报研究[J].*暴雨灾害*,2007,26(4):295-300.
- [39] 公颖. 2007 年汛期 AREM 模式降水预报效果检验分析[J].*暴雨灾害*,2007,26(4):372-380.
- [40] 范丽军,符淙斌,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[J].*地球科学进展*,2005,20(3):320-329.

## Research Development on Downscaling Method in Meteorology and Hydrology Coupling

YIN Zhi-yuan, LAN An-wei, GONG Ying, PENG Tao, SHEN Tie-yuan

(Wuhan Institute of Heavy Rain, CMA, Wuhan 430074)

**Abstract:** The contribution of remote sensing technique and, in particular, the radar estimated precipitation technology developments on mitigation of mismatched meteorological and hydrological scale are reviewed. The statistical downscaling model SDSM, EOF iteration method, principal component analysis combined with stepwise regression method and dynamics combined with statistics downscaling method are introduced in detail. A selected precipitation case is used to analyze and compare observational data with the precipitation forecast results performed by a new downscaling method raised by Wuhan Institute of Heavy Rain, CMA. The results show that the new downscaling method can improve spatial resolution of precipitation (2 km×2 km), and be favorable to the further coupling of the meteorology model and the hydrology model.

**Key words:** Downscaling method; Precipitation; Meteorology and hydrology coupling