

王亚男,智协飞.多模式降水集合预报的统计降尺度研究[J].暴雨灾害,2012,31(1):1-7
WANG Yanan, ZHI Xiefei. Statistical downscaling of the precipitation multimodel ensemble forecast [J]. Torrential Rain and Disasters, 2012, 31(1): 1-7

多模式降水集合预报的统计降尺度研究

王亚男,智协飞

(南京信息工程大学 气象灾害省部共建教育部重点实验室,南京 210044)

摘要:基于全球交互式大集合(TIGGE)预报资料以及TRMM/3B42RT合成降雨量资料,分别对欧洲中期天气预报中心(ECMWF)、日本气象厅(JMA)、美国国家环境预报中心(NCEP)和英国气象局(UKMO)的集合平均预报及其多模式集成预报进行降尺度试验。结果表明,统计降尺度方法可有效改进各中心模式直接插值预报效果,单中心集合平均预报场降尺度后,预报误差明显减小,与“观测场”的距平相关系数也明显提高;多模式集成的降尺度预报效果明显优于单中心集合平均预报场的降尺度预报效果,试验期间在所选区域内多模式集成的降尺度预报与“实况”最接近,对降水极大值的捕捉能力在绝大多数时间多模式集成的降尺度预报效果最好。

关键词:统计降尺度;降水;多模式集成

中图分类号: P456.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1004-9045(2012)01-0001-07

Statistical downscaling of the precipitation multimodel ensemble forecast

WANG Yanan, ZHI Xiefei

(Key Laboratory of Meteorological Disaster of Ministry of Education, Nanjing
University of Information Science and Technology, Nanjing 210044)

Abstract: Based on the TIGGE datasets and the TRMM /3B42RT rainfall product during the period from June 1 to August 27, 2007, several statistical downscaling schemes are applied to the ensemble mean rainfall forecasts made by the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF), the Japan Meteorological Agency (JMA), the National Centers for Environmental Prediction (NCEP) and the UK Met Office (UKMO) and to their multimodel ensemble products. The results show that the statistical downscaling may improve the forecast effect of each single model. After the downscaling, the root-mean-square errors (RMSE) of the forecasts are significantly reduced, and the Anomaly Correlation Coefficients (ACC) between the forecasts and the TRMM data become larger. The downscaling of the multimodel ensemble forecasts is superior to that of the single model in terms of forecast capability of the precipitation maximum.

Key words: statistical downscaling; precipitation; multimodel ensemble

0 引言

精细化预报是我国现在和未来天气预报发展的一个重要性战略目标,实现空间尺度精细化更是精细化预报的一项重要内容。高密度降水量信息对于区域水文、水资源管理、旱涝灾害管理、生态环境治理等均具有重要意义。准确的降水空间分布数据,理论上可由高密度站网采集,但由于需要投入大量人力、资金以及地理位置局限而缺乏可行性。目前,数值模式

已能较好地模拟出大尺度场最重要的平均特征,特别是能较好地模拟高层大气场、近地面温度和大气环流。由于目前数值模式输出的空间分辨率有限,对小区域气象要素做出精确预测还有一定困难。要提高数值模式的空间分辨率,不仅计算量很大,且技术也较复杂,当前还做不到任意提高区域模式的分辨率,因此开展降尺度研究十分必要^[1-4]。

目前,降尺度方法主要有两种,即动力降尺度方法和统计降尺度方法。Wilby等^[1]对降尺度方法的应

收稿日期: 2011-12-24;定稿日期:2012-03-02

资助项目:公益性行业(气象)专项(GYHY200906009);江苏高校优势学科建设工程资助项目(POPD)

第一作者:王亚男,主要从事数值预报产品释用研究。E-mail: wangyanan19871120@163.com

通信作者:智协飞,男,博士生导师,教授,研究方向为数值天气预报、季风动力学和短期气候预测。E-mail: zhi@nuist.edu.cn

用已有详细介绍。动力降尺度方法^[5-9]的发展方向有二:一是提高GCM的水平分辨率,这无疑会大大增加计算量;二是在低分辨率GCM中嵌套高分辨率有限区域模式(LAM)。然而,LAM的边值条件确定、与GCM的嵌套技术以及局地模式系统性误差减少都是难点,同时会影响预报效果。此外,该方法计算量较大。统计降尺度是建立大尺度预报因子与小尺度预报量之间的统计函数关系,其优点在于能将数值模式输出的物理意义较好、模拟较准确的数值预报产品应用于统计模式,从而减少数值模式的系统误差,且不必考虑边界条件对预测结果的影响;其缺点是要有足够多的观测资料建立统计模式,且不能应用于大尺度要素与小尺度要素相关不明显的地区。Busuic等^[10]曾用EOF-CCA方法估计瑞典的降水。Krishnamurti等^[11]首次提出统计降尺度与多模式超级集合(Multimodel Superensemble)相结合方法,并将该方法应用到印度季风区降水预报中,显著提高了预报准确率。以往研究主要集中在未来区域气候情景变化预估的统计降尺度上,而统计降尺度方法在未来区域天气变化研究中应用相对很少。为此,WWRP/THORPEX(The Observing System Research and Predictability Experiment: a World Weather Research Program)应运而生。WWRP/THORPEX是世界气象组织提出的一项为期10年的世界天气研究计划——观测系统研究与可预报性试验,旨在通过推进观测预报一体化,加速提高1~14 d高影响天气的预报精度。TIGGE(THORPEX Interactive Grand Global Ensemble)是THORPEX的核心组成部分,也是一个全球各国和地区的业务中心的联合行动,它将各主要业务中心集合预报产品集中到一起,示范并评价多模式、多分析和多国集合预报系统的重大的国际科学计划^[12]。本文基于全球交互式大集合(TIGGE)预报资料以及TRMM/3B42RT合成降雨量资料,分别对欧洲中期天气预报中心(ECMWF)、日本气象厅(JMA)、美国国家环境预报中心(NCEP)和英国气象局(UKMO)及其多模式集成预报进行了降尺度试验研究,以期降水精细化预报提供一种新的思路。

1 资料与方法

1.1 资料说明

本文所用资料为TIGGE资料平台下四个预报中心降水的集合预报资料及TRMM合成降雨量资料。

(1)参与多模式集成的模式资料。TIGGE资料中的ECMWF、JMA、NCEP和UKMO四个中心全球集合预报系统输出的降水场。各中心模式的集合预报产品均已提前处理成集合平均结果,并统一处理成

1.25°×1.25°经纬网格,空间范围10°—89.75°N、0°—358.75°;选取各中心模式每天12时(世界时)起报的24 h累积降水量,预报时效为1~7 d,间隔24 h;资料时间长度为2007年6月1日至8月27日,共88 d。

(2)“观测资料”。采用热带降雨测量卫星(The Tropical Rainfall Measuring Mission, TRMM)的TRMM/3B42RT合成降雨量0.25°×0.25°格点3 h平均全球降雨量数据产品作为高密度的“观测资料”。空间范围50°S—50°N、180°W—180°E;时间分辨率3 h;水平空间分辨率0.25°×0.25°。

将TRMM资料转换成每天12时(世界时)起报的24 h累积降水量,使时间分辨率与各中心数值模式预报一致。研究区域取15.125°—49.875°N、90.125°—140.125°E,预报时效为1~7 d,间隔24 h。

1.2 研究方法

本文采用多模式集成与降尺度订正相结合的方法,得到降尺度的预报资料;采取三个步骤对多模式集成的降水预报进行统计降尺度。

(1)比较不同空间插值方法,挑选最优插值方法将低分辨率模式预报结果插值到细网格上,即在指定预报区域内,将各中心模式预报值统一插值到0.25°×0.25°经纬网格上。选取的插值方法有双线性插值(bilinear)、三次样条插值(spline)、普通克里格插值(Ordinary Kriging, OK)、反距离权重法插值。反距离权重法(Inverse Distance Weighted, IDW)^[13]是基于“地理第一定律”的基本假设,即两个物体的相似性随它们间的距离增大而减小。假设已知样点对预测点值的预测都有局部性影响,其影响随距离增加而减小,插值公式如下:

$$Z = \left[\sum_{i=1}^n \frac{Z_i}{d_i^a} \right] / \left[\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^a} \right] \quad (1)$$

式(1)中, Z 为所要估计的点的气象要素, Z_i 为气象要素在第*i*个站点的值, d_i 为插值点到第*i*站点的距离, n 为用于插值的格点的数目, a 为反比例系数(一般取2)。

普通克里格法以区域化变量理论为基础,半变函数为其分析工具,对空间分布具有随机性与结构性的变量表现出其独特的优点,插值公式为:

$$Z = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z_i \quad (2)$$

式(2)中, λ_i 是用于插值的第*i*个点的要素值 Z_i 的权重,由Kriging方程组决定,其公式及程序见文献[13-15]。

(2)对插值后的各中心的资料进行多模式集成^[16-17]。

1)消除偏差集合平均(Bias-removed Ensemble Mean)。消除偏差集合平均预报值(BREM)由下式获得:

$$BREM = \bar{O} + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i - \bar{F}_i) \quad (3)$$

对每一个格点, F_i 为第 i 个模式的预报值, \bar{F}_i 为第 i 个模式预报值平均, \bar{O} 为观测值平均, N 为参与集成的模式个数。

2) 超级集合预报方法。超级集合预报值(S_t)由下式获得:

$$S_t = \bar{O} + \sum_{i=1}^n a_i (F_{i,t} - \bar{F}_i) \quad (4)$$

式(4)中, \bar{O} 为训练期观测值平均, $F_{i,t}$ 为第 i 个模式的预报值, \bar{F}_i 为第 i 个模式在训练期的预报值平均, a_i 为回归系数(权重), n 为参与超级集合的模式总数, t 为时间。其中, 参与集成的模式权重满足 $\sum_{i=1}^n a_i = 1$, 权重系数可用一段时期内各模式预报降水量的平均误差倒数来确定, 即模式预报误差越小, 抑或预报评分越高, 在多模式集成预报中所占的权重系数就越大; 也可在训练期使用线性回归方法^[18]或神经网络方法^[19]求出参与多模式集成的各个模式的权重系数。本文用到的权重为模式训练期预报误差的倒数。

(3) 对插值结果进行统计降尺度订正。在研究过程中发现, 降水误差主要产生在降水大值区, 且误差与降水量成正比。根据这一特点对多模式集成后 0.1 mm

以上降水进行分级, 对不同等级的降水, 在每一个等级建立模式预报值与“实况值”间的回归关系, 订正模式插值引起的误差, 确定方程的回归系数。即:

$$Y_i = aX_i + b \quad (5)$$

式(5)中, X_i 是插值后的模式预报结果, Y_i 是相对应的细网格观测值。

在对多模式集成以及统计降尺度订正过程中, 本文采用交叉检验方法对预报结果进行评估。从试验资料序列的第一个样本开始, 每次轮流留出一个样本, 用余下样本建立预报方程, 并对留出样本作预报检验。依此进行, 直到全部样本都作为独立的预报检验完毕。该方法的优点是能充分利用所有观测数据。对降水场预报的检验, 采用均方根误差(RMSE)和距平相关系数(ACC)^[3, 11]。

2 插值方法比较

用 ECMWF 的模式预报资料作插值试验, 选取的插值方法有双线性插值、三次样条插值、普通克里格插值(OK)和反距离权重法插值(IDW)等四种插值方法。图1给出四种插值方法的区域平均均方根误差及距平相关系数。

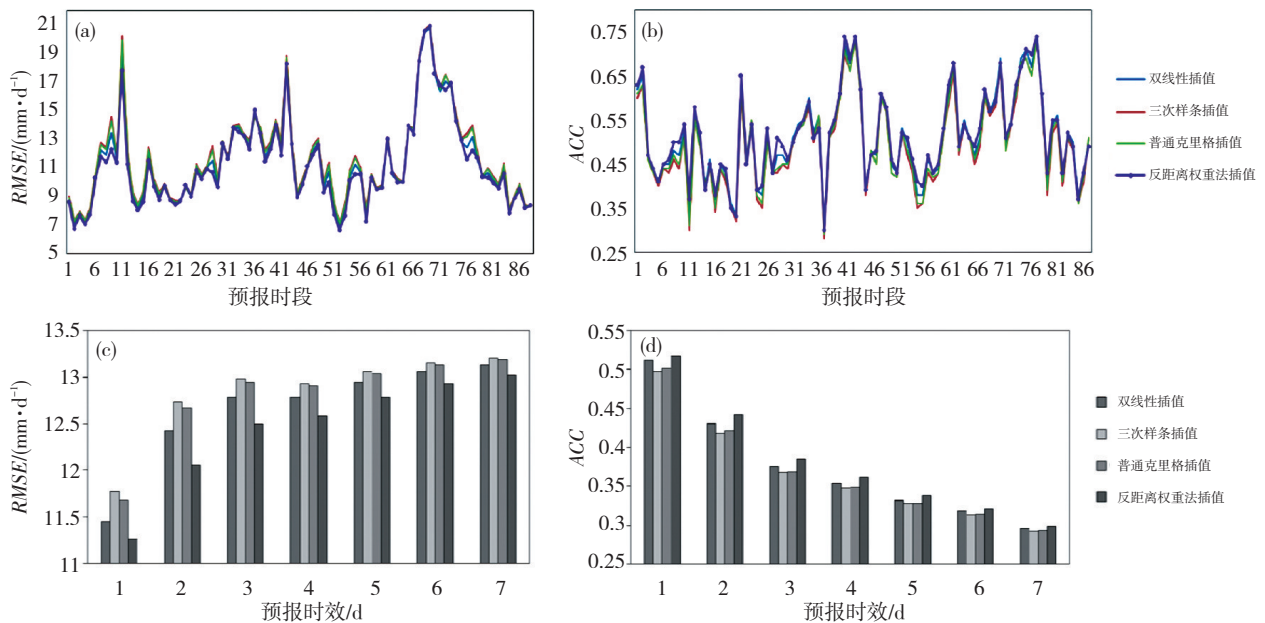


图1 2007年6月1日—8月27日预报区(15.125°—49.875°N、90.125°—140.125°E) ECMWF 24 h 累积降水量直接插值结果

(a)、(b) 分别为预报时效为 24 h 的均方根误差(RMSE)和距平相关系数(ACC), 横标下 1—88 依次对应 2007年6月1日—8月27日; (c)、(d) 分别为 1~7 d 预报的 88 d 平均的区域平均 RMSE 和 ACC

从图1中可见, 在试验期内四种插值方法的整体趋势一致, 其中IDW略优于其它三种插值方法。每天降水形势不同导致插值后的均方根误差差异明显(图1a), 但在试验期每一天IDW均表现为最好的插值方法。预报时效为1d的预报88d插值区域平均均方根

误差, IDW比双线性插值低0.2 mm, 距平相关系数提高0.01(图1b)。将四种插值方法应用于不同预报时效, 也有类似结果。IDW的均方根误差最小(图1c), 距平相关系数最大(图1d)。其中, 对于预报时效1d的预报, IDW优势最为明显, 随预报时效延长, 其优势逐渐减

小。因此,本文以下提到的插值方法均采用IDW方法。

3 多模式降尺度试验

在研究多模式集成的降尺度前,对四个中心模式资料分别进行降尺度试验。首先,对 15.125° — 49.125° N、 90.125° — 140.125° E 的预报区域单个模式预报结果进行降尺度,资料时间长度为2007年6月1日—8月27日,共88 d。然后,采用交叉样本检验,作出预报区域所有格点上的统计降尺度预报。

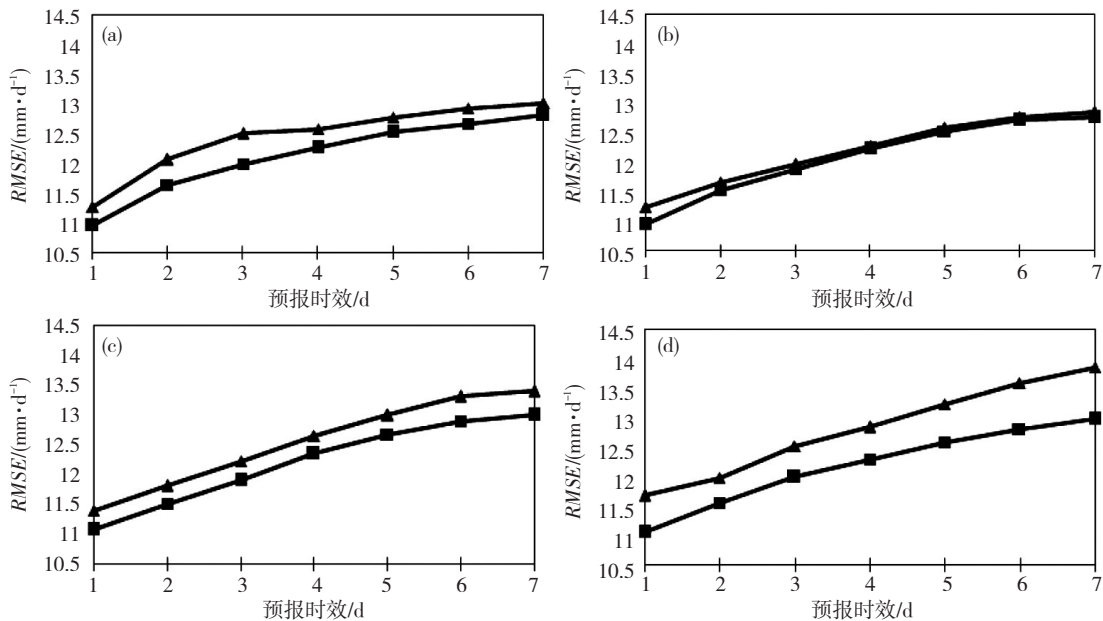


图2 2007年6月1日—8月27日预报区域(15.125° — 49.125° N、 90.125° — 140.125° E) ECMWF (a)、JMA (b)、NCEP(c)和UKMO (d)模式1~7 d预报时效的24 h累积降水直接插值结果(—▲—)与交叉样本检验下的降尺度订正结果(—■—)的预报区域平均均方根误差(单位: $\text{mm}\cdot\text{d}^{-1}$)

图3给出预报区域距平相关系数(ACC)检验结果。从中可见,对于1~7 d预报时效,各中心模式降尺度订正之后的结果均优于预报变量直接插值的结果。其中1 d预报时效的改进幅度最大,随预报时效延长,其改进效果逐渐减小;但对于6 d及7 d时效预报,其改进除ECMWF外(图3a),其他三个中心的效果依然很明显(图3b、c、d)。值得注意的是,降尺度后的结果各中心效果相差不大,预报效果较差的中心其改进幅度大。可见,降尺度对于改善系统误差还是十分有效的。

综上所述,统计降尺度方法可改进通过直接插值的模式预报结果;降尺度之后,模式预报误差明显减小,与“观测场”的距平相关系数也明显提高。

目前,TIGGE资料可提供多个模式的集合预报结果。为获得一个确定性的预报结果,常用多模式集成方法对多个模式预报结果进行处理,以便得到一个更加可靠的预报结果^[18-21]。因此,对多个中心的预报进行多模式集成降尺度分析如下,即先将各模式的插值

结果进行多模式集成,然后再进行降尺度订正。对ECMWF、JMA、NCEP和UKMO四个中心插值后的资料进行多模式集成,降水要素需要较长的训练期才能得到稳定的预报效果。为了最大程度地应用有限的资料,采用交叉检验做出研究区域所有格点上每个独立样本的集成预报结果。本文使用的多模式集成方法主要有等权的消除偏差集合平均(BREM)和不等权的超级集合。由于消除偏差集合平均方法是对各模式消除偏差后进行等权平均得到的结果,为弄清预报的改进效果究竟是来自消除偏差还是多模式集成,本文还给出表现最好的单个模式ECMWF的消除偏差(EC_BR)结果。

图4给出上述各中心直接插值、BREM、多模式超级集合以及ECMWF消除偏差7个预报时效88 d平均的区域平均均方根误差($RMSE$)与距平相关系数(ACC)。从中可见,多模式集成结果在所有预报时效中均明显优于单个模式的结果。其中,BREM预报误差与超级集合预报的误差相当,预报效果均优于单个

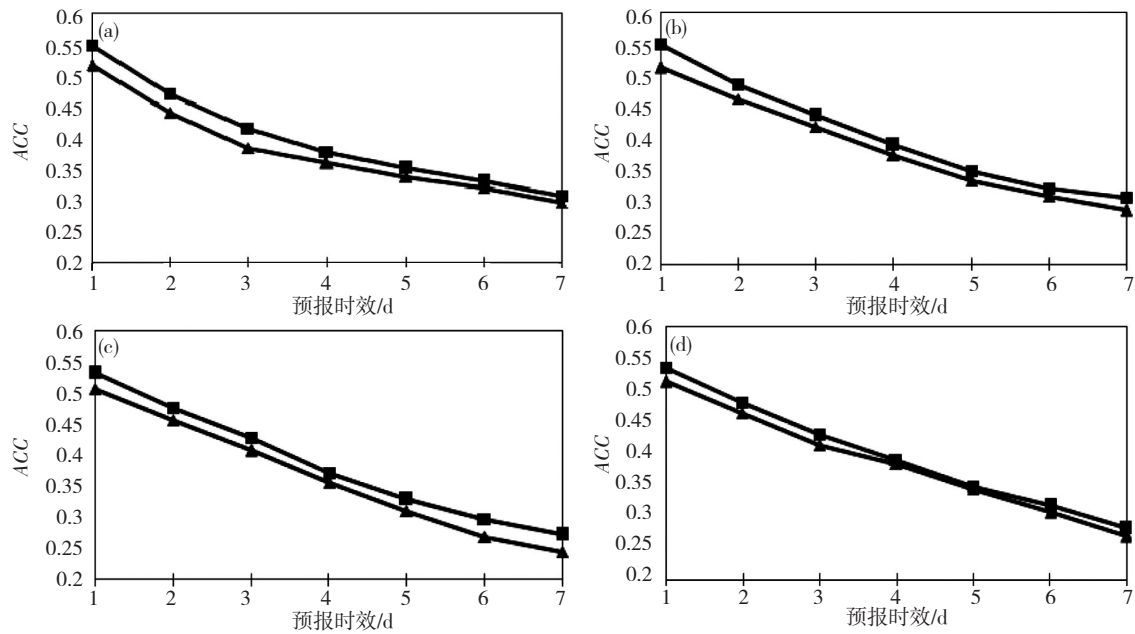


图3 2007年6月1日—8月27日预报区域(15.125°—49.125°N、90.125°—140.125°E) ECMWF (a)、JMA (b)、NCEP(c)和UKMO (d)模式1~7 d 预报时效的24 h 累积降水直接插值结果(—▲—)、交叉样本检验下的降尺度订正结果(—■—)与“观测场”的距平相关系数(ACC)

中心模式的预报(图4a)。ECMWF的消除偏差预报明显较差,这表明BREM方法是一种有效的多模式集成方法。超级集合和消除偏差集合平均效果接近,超级集合均方根误差稍小于消除偏差集合的均方根误差。其中,1 d 预报时效的降水改进效果最好,各中心

模式距平相关系数均在0.5左右,集成后的距平相关系数接近0.6(图4b)。随着预报时效的延长,参与集成的各中心预报效果出现了较大偏差,集成后改善的幅度也逐渐减小,但多模式集成结果相对任何一个成员模式都要更加稳定。

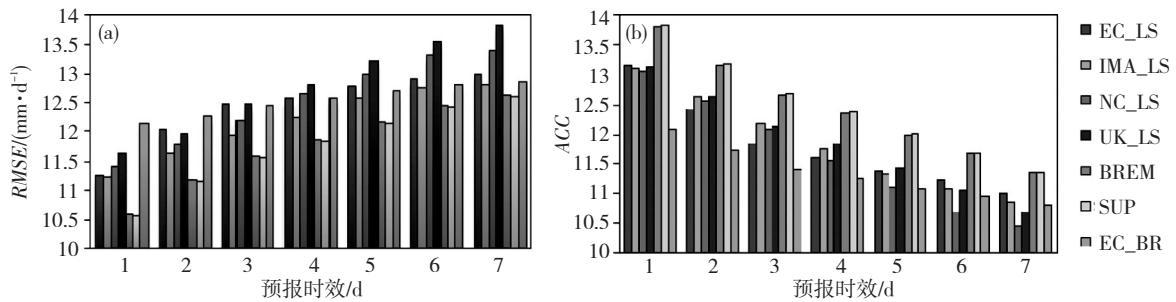


图4 2007年6月1日—8月27日预报区域(15.125°—49.125°N、90.125°—140.125°E) ECMWF、JMA、NCEP和UKMO在1~7 d 预报时效的24 h 累积降水直接插值结果和交叉样本检验下的BREM以及超级集合(SUP)与ECMWF消除偏差(EC_BR) 88 d 平均的预报区域平均均方根误差(a)和距平相关系数(b)

在超级集合预报的基础上,再对其进行降尺度订正。图5给出各中心模式的统计降尺度结果以及多模式集成的降尺度结果。从中可见,1~7 d 时效多模式降尺度集成结果总能使预报场误差最小(图5a)、距平相关系数最高(图5b);参与集合的四个模式效果整体相差不大,多模式集成的降尺度预报效果明显好于单中心集合平均预报场降尺度预报。

统计降尺度预报的误差主要有两个来源:一是模式预报的误差;二是插值产生的误差。为了表现多模式集成降尺度误差的改进效果,以预报效果最好的单

模式(ECMWF)插值误差作为标准误差,表示模式预报误差及降尺度插值过程中出现的误差。图6给出单模式(ECMWF)降尺度订正后每个格点上误差的改进程度以及多模式集成降尺度在每个格点上的误差改进率,其分别代表降尺度的订正效果和多模式降尺度的订正效果。从中可见,对于单中心集合平均预报场降尺度(图6a),在大多数格点上插值误差得到改进,其中在研究区域西南部改进幅度最大,平均达40%左右,大陆上改进效果较好,大洋上以及中国东部沿海一些地区无改进效果;多模式降尺度改进程度明显好于单

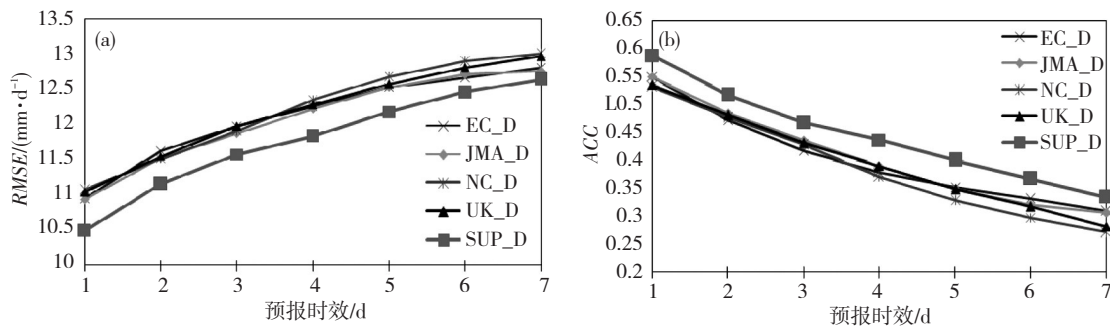


图5 2007年6月1日—7月28日交叉样本检验下各中心模式降尺度结果、多模式集成降尺度在1~7 d预报时效的区域(15.125°—49.125°N, 90.125°—140.125°E)平均均方根误差(a)及预报场的距平相关系数(b)

个模式(图6b), 图中负值区域明显减少, 且分布较均匀, 中国东部沿海地区负值区基本消除; 改进效果最

好的区域是研究区域的西南部, 其中部分地区改进率达40%, 最高达到60%以上。

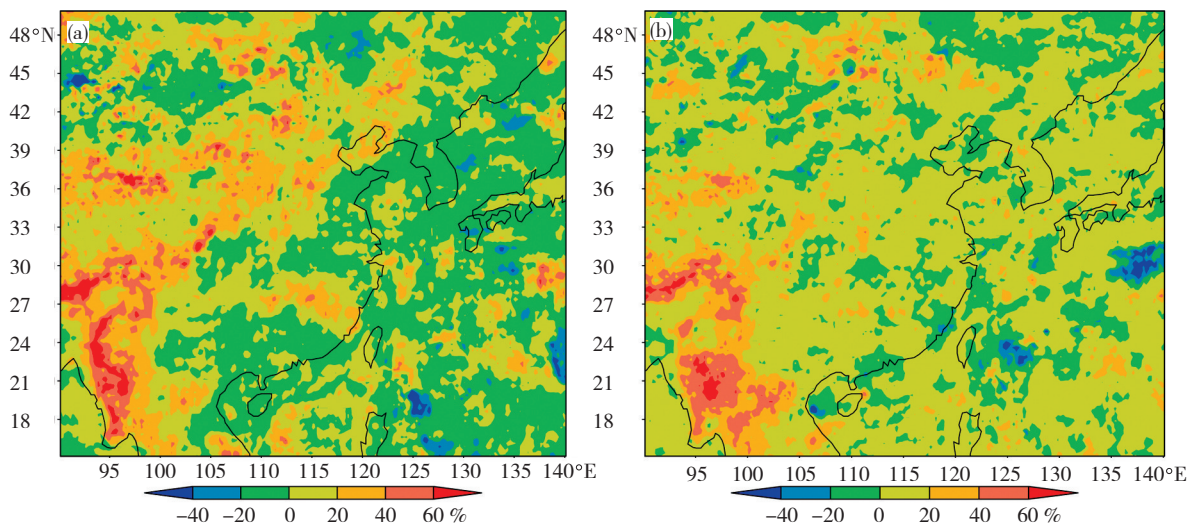


图6 2007年6月1日—7月28日88 d平均预报时效为24 h的预报误差改进百分率(15.125°—49.125°N, 90.125°—140.125°E区域平均)
(a) ECWRF降尺度订正的误差改进率; (b) 多模式集成后降尺度的误差改进率

为了更好地分析降尺度误差在研究期内时间上的分布情况, 以淮河王家坝区域(110.125°—120.125°E、30.125°—35.125°N)和改善幅度最大的研究区域西南部(90.125°—100.125°E、15.125°—30.125°N)两个关键区为例, 给出2007年6月1日—8月27日两个区域的“实况”(TRMM资料)、ECMWF直接插值结果(EC_LS)、ECMWF降尺度结果(EC_D)以及多模式超级集合降尺度(SUP_D)预报结果(图7)。统计表明, 王家坝地区三者的均方根误差分别为4.08、3.98、3.17, 西南地区三者均方根误差分别为5.14、4.68、3.93, 预报误差有了明显下降。从图7中可见, 在所选区域研究时段内, 多模式集成的降尺度预报与“实况”最接近, 对于降水极大值的捕捉能力在绝大多数时间多模式集成的降尺度预报效果最好。

4 结论与讨论

(1) 插值试验结果表明, 距离反比插值(IDW)方法

效果是四种插值方法中最好的。在88天试验期中, IDW方法比双线性插值方法略好, 其均方根误差减小0.2 mm, 距平相关系数提高0.01。

(2) 统计降尺度方法能有效改进各中心模式直接插值预报效果。单中心集合平均预报场降尺度后, 预报误差明显减小, 与“观测场”的距平相关系数也明显提高。降尺度订正能有效减小系统误差。

(3) 采用消除偏差集合及超级集合预报方法对各中心模式插值后的预报结果进行多模式集成, 可明显改进预报效果, 其中超级集合预报方法略优于消除偏差集合平均方法。

(4) 多模式集成的降尺度预报效果明显优于单中心集合平均预报场的降尺度预报效果。2007年6月1日至8月27日在所选区域内多模式集成的降尺度预报与“实况”最接近, 对降水极大值的捕捉能力在绝大多数时间多模式集成的降尺度预报效果最好, 在研究

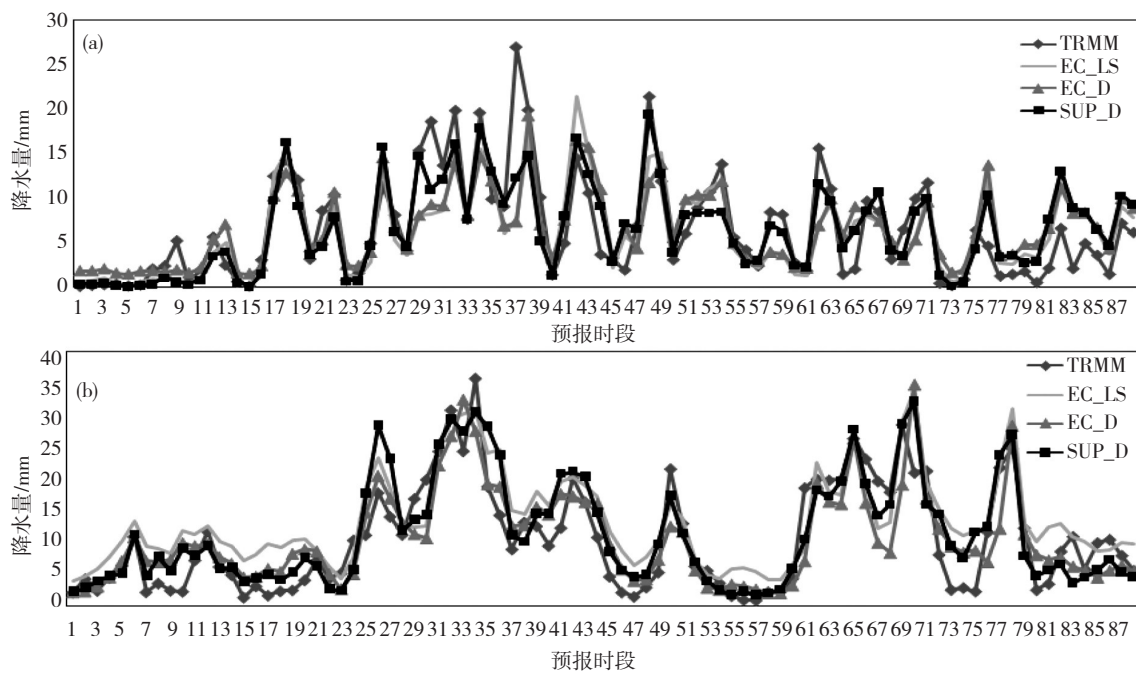


图7 2007年6月1日—8月27日(对应横坐标下1—88)王家坝区域(a)和研究区域西南部(b)的“实况”(TRMM资料)、ECMWF直接插值结果(EC_LS)、ECMWF降尺度结果(EC_D)以及多模式超级集合降尺度(SUP_D)预报比较

区域西南部尤为突出。

参考文献:

- [1] Wilby R L, Wigley T M L. Downscaling general circulation model output: a review of methods and limitations [J]. *Progress in Physical Geography*, 1997, 21: 530–548.
- [2] Wilby R L, Dawson C W, Barrow E M. SDSM: a decision support tool for the assessment of regional climate change impact [J]. *Environmental Modeling and Software*, 2002, 17: 145–157.
- [3] Wilby R L, Wigley T M. Precipitation Predictors for downscaling: Observed and General Circulation Model Relationships [J]. *International Journal of Climatology*, 2000, 20(5): 641–661.
- [4] Frey-Buness A, Heinmann D, Sausen R. A statistical-dynamical downscaling procedure for global climate simulations [J]. *Theoretical & Applied Climatology*, 1995, 50: 117–131.
- [5] Giorgi F, Mearns L O. Approaches to regional climate change simulation: A review [J]. *Review Geophysics*, 1991, 29: 191–216.
- [6] Rebera N, Provenzale A. RainFARM: Rainfall Downscaling by a Filtered Autoregressive Model [J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2005, 7: 724–738.
- [7] Wu P, Lin P. Local Mean Bias Correction in a Regional Model Downscaling: A Case Study of the South China Sea Summer Monsoon of 1998 [J]. *Monthly Weather Review*, 2009, 137: 2869–2892.
- [8] Brankovic C, Matjacic B, et al. Downscaling of ECMWF Ensemble Forecasts for Cases of Severe Weather: Ensemble Statistics and Cluster Analysis [J]. *Monthly Weather Review*, 2008, 136: 3323–3342.
- [9] Mearns L O, Bogardi I, Giorgi F, et al. Comparison of climate change scenarios generated from regional climate model experiments and statistical downscaling [J]. *Journal of Geophysical Research*, 1999, 104: 603–621.
- [10] Busuioac A, Chen D, Hellstrom C. Performance of Statistical Downscaling Models in GCM Validation and Regional Climate Change Estimate: Application for Swedish Precipitation [J]. *International Journal of Climatology*, 1999, 21: 557–578.
- [11] Krishnamurti T N, Mishra A K. Improving Global Model Precipitation Forecasts over India Using Downscaling and the FSU Superensemble (Part I): 1–5–Day Forecasts [J]. *Monthly Weather Review*, 2009, 137: 2713–2735.
- [12] 智协飞, 陈雯. THORPEX 国际科学研究新进展 [J]. *大气科学学报*, 2010, 33(4): 504–511.
- [13] 侯景儒, 尹镇南, 李维明, 等. *实用地质统计学* [M]. 北京: 地质出版社, 1998: 31–68.
- [14] Sidle R. Kriging and Conditional Geostatistical Simulation Based on Scale-Invariant Covariance Models [D]. Swiss Federal Institute of Technology, Zurich, 2003.
- [15] 林忠辉, 莫兴国, 李宏轩, 等. 中国陆地区域气象要素的空间插值 [J]. *地理学报*, 2002, 57(1): 47–56.
- [16] 白永清. 基于TIGGE资料多模式地面气温和降水的集成预报 [D]. 南京: 南京信息工程大学, 2010.
- [17] 林春泽, 智协飞, 韩艳, 等. 基于TIGGE资料的地面气温多模式超级集合预报 [J]. *应用气象学报*, 2009, 20(6): 706–712.
- [18] 智协飞, 林春泽, 白永清, 等. 北半球中纬度地区地面气温的超级集合预报 [J]. *气象科学*, 2009, 32(5): 569–574.
- [19] ZHI Xiefei, BAI Yongqing, LIN Chunze, et al. Multimodel Superensemble Forecasts of the Surface Temperature in the Northern Hemisphere [G]. Third THORPEX International Science Symposium, September 14–18, 2009, California, USA.
- [20] Krishnamurti T N, Kishtawal C M, LaRow T E, et al. Improved weather and seasonal climate forecasts from multi-model superensemble [J]. *Science*, 1999, 285: 1548–1550.
- [21] Krishnamurti T N, Kishtawal C M, Zhang Z, et al. Multimodel Ensemble Forecasts for Weather and Seasonal Climate [J]. *J Climate*, 2000, 13: 4197–4216.