

文章编号:1673-8411 (2016) 04-0027-07

一种基于雷达外推与数值模式的动态融合降水概率预报方法

薛峰¹, 王兴², 苗春生², 吴双², 张琳焱²

(1.国家气象中心预报系统开放实验室, 北京 100081; 2.南京信息工程大学大气科学学院, 江苏 南京 210044)

摘要:提出一种动态权重的降水概率融合预报方法。首先建立一个适用于权重分配的评分模型,对基于雷达光流外推的降水概率预报和基于数值模式经反射率换算后的降水概率预报的预报准确率分别加以评估,再根据各自在不同预报时效的评分,动态地分配两种预报方法在不同预报时效的权重。实验部分通过 Brier 等评分表明,融合后各个预报时效的预报都表现出与雷达外推或数值模式相近甚至更高的技术评分。

关键词:融合预报; 降水概率预报; 雷达外推; 光流法; 数值模式

中图分类号:P457.6

文献标识码:A

Dynamic Blending Probabilistic Precipitation Forecast Method based on Radar Extrapolation and Numerical Weather Prediction

XUE Feng¹, WANG Xing², MIAO chunsheng², WU Shuang², ZHANG Linhan²

(1. National Meteorological Centre, Beijing 100081, China; 2. School of Atmospheric Science, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: A new method for probabilistic precipitation forecasts with dynamic weights is proposed. Firstly, a scoring model for weight distribution should be established to evaluate the forecast accuracy calculated from radar extrapolation and numerical model prediction. Secondly, according to the scores of different lead times, the weight of two kinds of forecasting methods is dynamically allocated in different forecasting time. In the experimental part, the Brier and other ratings show that the prediction of each forecast time is similar to the radar extrapolation or numerical model, and even higher technical score.

Key words: Blending Nowcasting; Probabilistic Precipitation Forecasts; Radar Extrapolation; Optical Flow; Numerical Weather Prediction;

引言

近年来,受太阳辐射的非常规变化以及全球生态环境严重失衡等诸多因素的影响,全球各地频发高温干旱、冰冻严寒或洪涝灾害等极端异常天气^[1-3]。据统计,2000 年以来全球每年因极端天气造成的直接经济损失超过 280 亿美元,个别年份甚至高达

410 亿美元^[4]。在我国南方大部地区,以及东至日本、朝鲜,西至巴基斯坦、印度等国家,均饱受强降水和内涝灾害的严重影响。我国因洪水造成的直接经济损失年均亦超过千亿元^[5,6]。短时临近定量降水估测技术,为强降水和内涝的预报预警提供了最有力的支撑。同时,随着我国气象观测网络基础设施的不断扩容,以及天气预报技术的发展,基于多普勒天气雷

收稿日期:2016-09-13

基金项目:基金项目国家自然科学基金项目(41276033);南京气象雷达开放实验室研究基金(BJG201105)。

作者简介:薛峰(1973-),男,高级工程师,从事气象业务数据库、网络应用和可视化平台的研究和开发;Email:xuef@ema.gov.cn

达以及数值模式的预报水平都取得了长足的进步^[7-9]。但另一方面,随着社会经济的发展和人类活动的增加,当前定量降水预报的准确率和精细化程度仍不足以满足社会的期望与要求。举例来说,时空分辨率达到社区级逐 10 分钟的短时临近定量降水预报,其准确率还不足 10%。

然而,关于如何提高短临降水预报准确率的研究,长期以来是一项复杂的世界性难题^[10]。当前主流的预报方法是基于雷达的临近外推预报和基于数值天气模式的中长期预报,它们分别在预报时效上表现出不同预报技巧。

临近预报主要依赖于天气雷达和外推技术,有效外推一般不超过 2 小时,对于生命史较长的层状云系统性降水,基于拉格朗日力学的线性外推预报表现出了相对较高的预报技巧分^[11]。而对于对流性降水,因外推过程无法表征降水粒子的生消和演变过程,因此,随着外推时效的增加,其预报误差往往会显著上升^[12]。与此相对,数值天气预报能够更好的模拟降水场随时间演变的过程,在未来数小时甚至数天的预报中,表现出雷达外推无法企及的优势。然而,即便使用了先进的数据同化技术,其初始湿度场等输入因子仍然难以反映真实的大气状态,加之一些周知的技术瓶颈^[13,14],使得数值模式在起报的前 2 小时难以输出理想的预报结果。

将雷达外推定量降水估测与数值模式预报降水进行融合,是当前实现对流尺度天气系统,特别是 0~6 小时对流性强降水预报的重要手段^[15,16]。该方法的关键性问题是怎样得出一组最优的权重系数,以充分兼顾外推和模式各自在预报时效和准确性方面的优势,从而实现在整个预报时效的预报准确率都达到相对最高。

早在本世纪初,Bowler 和 Pierce 等学者已经开展了雷达和数值模式联合预报降水的研究,并提出集合降水概率预报的方法。2011 年在博尔德召开的一次 WMO 研讨会上,专家们提出为有效提高临近预报的水平,需要高度重视临近预报与高分辨率数值模式的融合相关技术,并在此后的时间里一直从事相关的研究。近些年来,颜琼丹、程丛兰、王丹等一些国内学者也在雷达外推与数值模式的融合预报降水技术方面进行了大量试验和论证,总结出一系列方法和思路。

总的来说,这些方法一方面是利用地面观测降水(如经质量检验后的地面站、自动站或雨量计)数

据作为标定基准,通过各自的算法对雷达外推结果或数值预报结果在降水强度和范围方面进行校正,另一方面,试通过针对某类雨型找到相对最优的雷达与模式预报的权重,使得偏重雷达的临近预报与偏重模式的短时预报在预报时效和降水量的关系上,得到更好的平滑,并在一定程度上提高预报的总体准确率。

本文在学习和借鉴前人研究成果的基础上,提出一种方法,通过构建基于雷达光流外推的和基于数值模式的降水概率预报检验模型,为下一时刻两种预报结果的融合提供动态的权重系数及权重变化函数。一方面,解决以往权重系数需要预先设定或无法动态自适应,融合算法和程序难以实际业务化的问题。另一方面,通过检验模型和动态融合算法的建立,达到融合后降水概率预报的准确率总体优于雷达临近预报和中尺度数值模式预报结果的目的。

1 数据与预处理

本研究的主要对象是预报超过雷达基本反射率及数值模式特定阈值的概率,研究目标是建立两者相对最优权重的动态融合算法,以提高短临降水概率预报在各个预报时效上的准确率。本方法中,雷达反射率数据不作任何转换,而数值模式预报的输出数据需要经过一系列换算过程,以转换为与反射率相一致的关系量。本节主要说明两种数据及数据预处理过程。

1.1 基于光流外推的降水概率预报模型

多普勒天气雷达是进行强对流天气探测和短临预报的重要工具。在我国东南部地区主要部署的为 X 波段雷达,为了便于研究,本方法及实验部分,选用江苏省及周边地区 SA 型号的雷达基数据构建组网,覆盖地理范围包括东经 116.3°~121.9°,北纬 30.7°~35.2°。基于雷达的风暴识别追踪与外推是进行短临预报的主要手段,其核心算法有如 TREC、SCIT、TITAN,以及基于神经网络的预测等。近些年,又有很多学者试从图形图像学角度加之分析,提出基于光流的外推预测方法。本研究亦选用光流法作为雷达反射率预报降水概率模型的基础。外推主要包括 4 个关键性步骤:(1)通过求解光流方程提取雷达回波的运动场;(2)识别强对流区域;(3)对强对流区域进行追踪;(4)根据外推结果进行临近预报。为减少杂波、零度层亮带以及冰雹等非降水粒子的不良影响,将预报的回波强度划分为 5 个级别,分别为

dBZ, 并将大于 19dBZ 且小于 55dBZ 的反射率视为有降水地区。通常, 上述阈值的不同划分对定量降水估测可能得到不同的结果, 但本文及下述实验的目标是为证明融合的效果, 且较低的阈值可以使实验样本中降水事件增加, 从而增加统计、分析的数量。

为了创建一个基于雷达数据的降水概率模型, 采用拉格朗日力学方程对由光流法计算出的回波位移矢量做出外推预测。考虑到外推过程是线性的, 无法表征降水场随时间的演变, 如降水粒子的生消、发展或衰减, Germann 等提出将整体误差和降水场本身的空间变化性联系在一起, 而不直接量化具体的误差来源。鉴于此, 本方法中首先估算降水区域占整个回波区域的百分比, 即反射率大于 19dBZ 的区域占反射率大于 0dBZ 的区域的百分比 (同一块连续区域), 然后再使用拉格朗日力学关系对各个区域进行外推预测。

超出阈值的概率 P_{bt} 计算方法为:

$$P_{bt}(t_0+t, x, \Gamma, k) = P\{\psi(t_0, c-\alpha+r) \geq \Gamma \mid (x+r) \in \omega_k\} \quad (1)$$

其中 ψ 表示雷达反射率的观测场, 是反射率的阈值 (当前为 19dBZ), 是以 x 为中心建立的搜索区域, 它被定义为一个以 ω_k 为边长的正方形, 而 k 的取值依赖于所预测的时间 t 。因此, 式(1)的含义是概率值 P_{bt} 是通过使用定义在以 x 为中心的位移矢量 α 来进行外推得到的。计算过程中, 对每个反射率大于 0dBZ 的格点逐一进行上述概率的外推计算。最后, 采用空间插值算法 (如 IDW 或 kriging) 对概率场 P_{bt} 进行适当平滑, 以减少外推过程易出现的格点离散和发散等现象。该过程如果不采用概率场, 而是直接用反射率场进行外推, 同样使用插值算法进行平滑, 那么对于长达 4 至 6 小时的外推预测, 其回波图像发散和失真程度将非常明显, 以至于外推结果与实况产生严重偏差。

为了进一步量化搜索区域的大小, 这里限定在预报的前 4h, 随预报时效 t 的增加而增大, 其边长以每分钟 1Km 的速度线性增长, 且最小为 20Km。对 4 至 6h 的预报, 搜索区域的大小保持不变, 边长限定为 240Km。该值的设定基本符合对流单体发展变化的移动规律。

上述过程即为本方法和实验部分对于雷达数据预处理的过程, 期间还包括对雷达基数据的质量控制、CAPPI 和组网拼图的算法优化等, 特别是光流外

推的算法设计, 将直接影响外推预报结果的优劣。该预报过程借鉴前述文献和研究成果, 此处不作赘述。

1.2 基于 GFS 模式产品的反射率换算

由于本研究的主要目标是构建相对最优权重的动态融合模型, 因此, 在数值天气预报种类的选择上没有特别限定, 即可以选用如 T639、GRAPES、ECMWF 或 GFS 等模式产品。这里选用 GFS 产品作为实验和阐述对象。为了得到与上述雷达外推形式相一致的数据集, 须先将 GFS 数值预报产品中与降水相关的要素换算成类似于雷达探测的反射率数值。Seifert 等提出, 由于雷达反射率是单位体积中粒子后向散射截面之和, 因此可以通过大气中水凝物的大小及分布推导出来。本文则是利用模式产品中 850hPa 气压层的水凝物、冰粒子、霰等信息进行换算。理想条件下, 水滴等降水粒子瑞利近似为:

$$\eta_w = \frac{\pi^5 |K_w|^2}{\lambda_R^4} \int_0^\infty D^6 f_w(D) dD \quad (2)$$

其中, K_w 表示水的介电常数, D 表示降水粒子的直径, λ_R 表示雷达的波长。根据天气雷达反向率值的定义, 式(2)可以转换为:

$$Z_w = \frac{\lambda_R^4}{\pi^5 |K_w|^2} \cdot \eta_w = \int_0^\infty D^6 f_w(D) dD \quad (3)$$

由此, 可以约简去雷达波长和介电常数, 使得反射率值的计算只与降水粒子的大小相关。得到换算出的反射率场后, 采用与 1.1 节所述类似的方法, 计算出基于 GFS 降水预报的概率场, 即每个网格点上大于阈值 (19dBZ) 的成员的百分率。该步计算过程中, 一个重要参数是搜索区域的设定, 通过前期反复实验, 本文限定该邻域的大小为一个边长 100Km 的正方形。事实上, 该邻域的大小对融合的检验并不敏感。

2 降水概率融合方法

2.1 预报准确率的评价方法

该融合方法建立在一系列对雷达外推及模式预报准确率的评分基础之上。对于离散数据形式预报结果, 常用的预报评分方法有如 TS 评分、Brier 评分、Hedike 评分、Wallen 评分、ROC 评分等。其中, Brier 评分已被广泛应用于定量降水概率预报的评估中, 其计算方法为:

$$Bv = E\{[p((t_0+t, x)) - p_0(t_0+t, x)]^2\} \quad (4)$$

其中, P 表示一定阈值下降水事件发生的概率,

P_0 表示有无降水的实测记录。 B_v 的取值范围为 0~1, 该值越接近于 0, 表示预报效果越好, 反之亦然。 E 表示预报结果与实测偏差的平方的数学期望。可以看出, Brier 评分计算时并未考虑降水区域的大小以及统计样本数据的多少。为了弥补这一不足, 本文采用一种改进的计算方法:

$$EV(t) = \sqrt{\frac{\int_{\Omega} [p(t_0+t, x) - p_0(t_0+t, x)]^2 dx}{\Omega_{t_0+t}}} \quad (5)$$

其中, P 表示一定阈值下降水事件发生的概率, P_0 表示有无降水的实测记录, Ω_{t_0+t} 表示实测降水区域的大小, Ω 表示数据样本的整个区域, 即东经 116.3~121.9, 北纬 30.7~35.2 范围内所有网格点。由于 EV 的计算中与降水区域的大小进行加权, 所以它不依赖于降水事件的观测频率。因此, 得分的量级能够客观反映预报的准确性, 甚至在不同的气象形势下也可以进行比较。

2.2 基于动态评价标准的融合方法

本节融合的对象是由 1.1 节所述基于雷达外推的降水概率预报和由 1.2 节所述基于数值模式产品推导的反射率及降水概率预报, 融合的重要依据(即权重)是这两者的降水概率预报 EV 评分。定义上述基于雷达和数值模式的预报融合权重分别为 W_r 和 W_m , 构建一个动态的权重计算模型:

$$\begin{cases} W_r = \begin{cases} \cos^2(m_1 t + n_1) & 0 < t \leq 2 \\ \cos^2(m_2 t + n_2) & 2 < t \leq 6 \end{cases} \\ W_m = \begin{cases} \sin^2(m_1 t + n_1) & 0 < t \leq 2 \\ \sin^2(m_2 t + n_2) & 2 < t \leq 6 \end{cases} \end{cases}$$

其中,

$$\begin{cases} \sin^2(0.5m_1 + n_1) = EV(t) & (0 < t \leq 2) \\ \sin^2(Am_1 t + n_1) = b \\ \sin^2(Am_2 + n_2) = b \\ \sin^2(6m_2 + n_2) = EV(t) & (2 < t \leq 6) \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中, $W_r(t)$ 和 $W_m(t)$ 分别表示雷达和数值模式预报的融合权重随预报时效 t 改变而变化的函数。 m_1 、 n_1 、 m_2 和 n_2 是动态参数, 用于设定两种预报各自的准确率在预报时效上表现出的性能, 其取值由前一次预报评分 $EV(t)$ 代入式(6)计算得出, 并作为下次融合预报的参数。这里的 EV 特指基于雷达外推预报的评分, 如果改成基于数值模式的, 则式(6)需做相应的调整。可以看出, 式(6)为一个分段函数, 由预报时效 t 决定每个预报时效所采用的函数。 A 和 b 是经验参数, 用于设定两种预报权重的“交汇

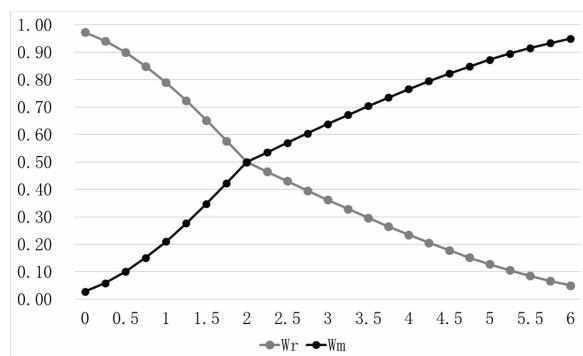


图1 融合权重系数 W_r 和 W_m 随预报时效变化的曲线(横坐标为预报时效, 单位为小时; 纵坐标为权重系数)点”, 即权重均为 0.5。为进一步说明, 这里不妨取 A 和 b 分别为 2 和 0.5, 以典型的 $EV(t)$ 值(3.1 节详述)代入式(6), 即得到一组 W_r 和 W_m 随预报时效变化的曲线, 如图 1 所示。

从图 1 可以看出, 在预报的前 2h, 雷达外推预报的结果占主导, 权重系数 W_r 随预报时效的增加逐渐加速减小。而 2~6h 的预报, 权重系数 W_m 成为主导, 并由快至慢逐步增加, 直到 6h 时该权重趋近于 1, 这时由雷达外推预报的影响几近为 0。

由式(6)可导出基于预报评价标准的融合模型为:

$$P_b(t+t_0) = P(t_0) + W_m(t)P_m(t_0) \quad (7)$$

式(7)中, P_r 和 P_m 分别表示基于雷达外推和基于数值模式预报的结果, t_0 表示起报时间, t 表示预报时效。该式结合式(5)、式(6)即为本文构建的动态权重融合降水概率预报的计算方法。

3 预报的准确性评估

为了评估融合预报的效果, 首先需要对融合前基于雷达外推的降水概率预报和基于数值模式推算出的反射率及降水概率预报的准确性分别进行评估, 以作为融合预报准确性比对分析的依据。

3.1 基于光流外推的降水概率预报评估

实验选用 2016 年 7 月 1 日、2 日, 江苏及周边地区 CINRAD-SA 型号雷达, VCP21 体扫方式下的基数据, 时间分辨率一般为 6min, 径向分辨率为 1km, 期间一直有持续性降水。具体选用 7 月 1 日 18 时~7 月 2 日 06 时的基数据进行外推和降水概率预报, 选用 7 月 2 日 0 时~7 月 2 日 12 时的自动站实况累计 1h 降水量作为检验依据。检验对象为采用光流外推算法计算出的 7 月 2 日 0 时~12 时, 逐 0.5h 间隔, 预报时效 0.5 到 6h 的 1h 降水概率。

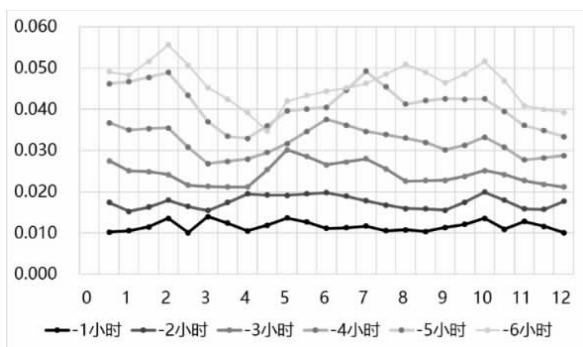


图2 基于光流外推的降水概率预报 Brier 评分 (横坐标为 7 月 2 日中的某一时间, 单位为 h, 纵坐标为 Brier 得分)

采用的评分算法为 Brier 评分法和式(5)所述计算方法(下文统一称作 Ev 评分)。

如图 2 所示, 6 条曲线颜色由深到浅分别表示 1h、2h 直至 6h 前, 基于光流外推的降水概率预报与同时刻自动站累计 1h 降水的 Brier 评分值。自动站降水事件的判定阈值为 0.5mm/h 降水量。图中横坐标表示 2016 年 7 月 2 日 0 时、1 时直至 12 时的时间点, 每个时间点上对应 6 个来自不同预报时效(起报时间)的评分。可以看出, 随着预报时效的延长, Brier 评分总体呈下降趋势, 对于 1h 的外推预报, Brier 评分普遍在 0.01~0.015 之间, 而 6h 的外推预报, 该评分降低到 0.038~0.056 之间。通过对照自动站 1h 累计降水量还可以分析出, 前后 2h 降水量变化较大时, Brier 分值相对偏低。究其原因, 应该是与雷达外推过程中采用线性的拉格朗日力学方程所产生的误差有关。大气中水汽变化越快, 这类力学方程的局限性越明显。

图 3 为采用式(5)计算得到的 Ev 评分。该评分普遍表现出与 Brier 得分相似的性能和变化特征。与 Brier 相反的是, Ev 的分值范围为 0~1, 分值越高表

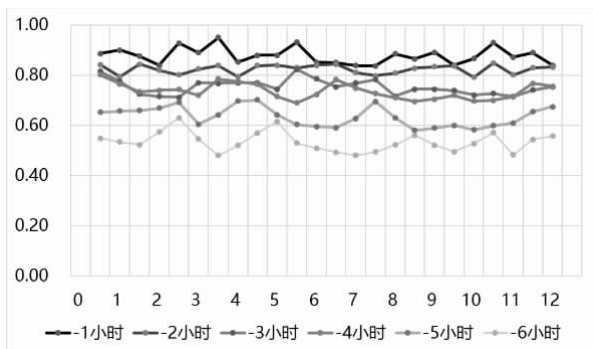


图3 基于光流外推的降水概率预报 Ev 评分 (横坐标为 7 月 2 日中的某一时间, 单位为 h, 纵坐标为 Ev 得分)

明预报效果越好。由于该评分方式考虑了降水区域的大小, 且对参与评分计算的样本数据数量多少不敏感, 因此, 从理论上讲, 该评分更具客观性, 能够更好的表征预报的准确程度。从图 3 还可以看出, 随着预报时效的增加, 评分逐渐下降。对于长达 1h 的时间间隔, 雷达回波在图像上往往呈现很大的差异, 而每次外推预报输入的数据都是以起报时刻及往前若干个(本实验中采用了 3 个)逐 6min 的雷达基本反射率场, 因此, 在每个起报点和预报时效上, 如图 3 所表现出的, 评分的时间序列并无明显的数学意义上的变化特征和规律。

3.2 基于 GFS 的降水概率预报评估

数值模式产品选用能够满足与上述雷达外推预报时效相一致的 GFS 数据。该数据的空间分辨率为 0.25°, 每天预报 4 次, 预报时效间隔 3h, 最长预报 16d。经过 1.2 节所述的反射率转换后, 计算相同区

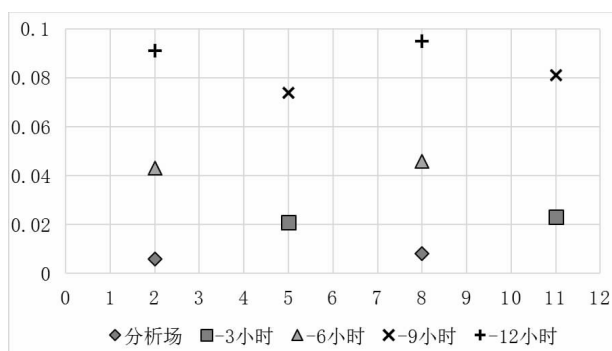


图4 基于 GFS 模式产品的降水概率预报 Brier 评分 (横坐标为 7 月 2 日中的某一时间, 单位为 h, 纵坐标为 Brier 得分)

域的降水概率, 同样使用自动站降水资料进行检验, 得到 Brier 评分如图 4 所示。

由于 GFS 产品更新频次和预报时效间隔的限制, 尽管能提供长达 384h 的预报, 但对于本实验, 只关注 6h 内的预报准确率。图 4 中还列出了 9h 和 12 小时预报的 Brier 评分, 仅作为参考信息。由于模式产品与北京时时区的不同, 当前评分只能针对 2016 年 7 月 2 日的 2、5、8、11 时做出, 其中 2 时和 8 时由菱形标注的点, 是由 GFS 初始场经上述相同计算过程得出的 Brier 评分, 实际上并非预报结果的评分。单从降水概率上看, 该初始场与实况相当接近。同样时效为 6h 的预报, 由该模式预报的 Brier 评分在 0.042 左右, 而由雷达外推预报的 Brier 评分仅在 0.038~0.056 之间, 这也证明模式在短时预报方面的

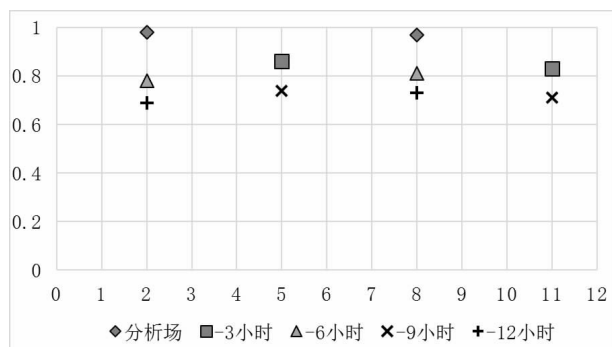


图5 基于GFS模式产品的降水概率预报Ev评分(横坐标为7月2日中的某一时间,单位为h,纵坐标为Ev得分)

确更具优势。

图5为采用式(5)计算得到的Ev评分。与图3基于雷达光流外推的预报相比,同样预报时效为6h,基于雷达的Ev评分在0.5~0.6之间,而基于模式的Ev评分接近0.8。横向比对上述两种预报准确率的Brier评分和Ev评分,总体表现出了一致的性能。进一步分析更长时间段的自动站降水记录发现,自6月30日22时起,直至本实验覆盖的时间范围,一直存在持续性降水。如果在起报阶段,降水条件正在快速形式,而降水回波尚不明显,那么该情境下的预报评分极有可能普遍下降。

3.3 动态权重融合预报的准确性评估

通过上述实验,分别得出了基于雷达外推和基于数值模式两种预报的Brier评分和Ev评分。本节采用2.2节所述融合方法,结合基于雷达外推预报的Ev评分进行融合。由于模式预报的时间间隔和预报时效比较稀疏,为了直接、客观地反映融合效果,融合时没有再对模式预报结果进行时间降尺度,即对于有模式预报的时间点则采用本文所述方法进行融合,没有模式预测的时间点则不作融合。得到融合后的降水概率预报Ev评分如图6所示。

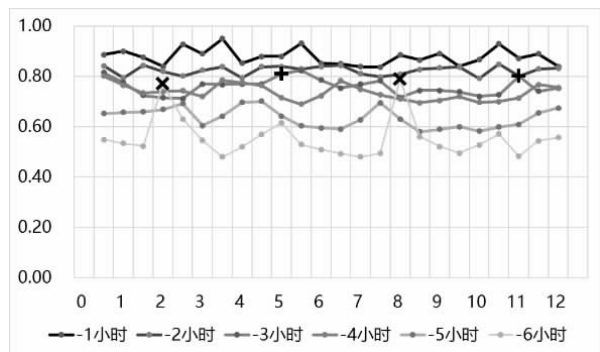


图6 融合后的降水概率预报Ev评分(横坐标为7月2日中的某一时间,单位为h,纵坐标为Ev得分)

图6中,x形符号表示GFS数据6小时预报结果参与融合后的预报评分,+形符号表示GFS数据3小时预报结果参与融合后的预报评分。可以看出,经过融合的Ev评分较相邻时刻没有融合的Ev评分有着显著上升。特别是6h预报,由于模式预报已占据绝对大的权重,因此图中“-6h”曲线出现明显的奇异点,预报评分几近GFS预报的评分。事实上,Brier评分显现出与Ev评分相一致的变化特征,本文不再赘述。

为进一步分析融合效果的普遍性,在上述实验数据样本基础上,将实验数据的时间扩展到2016年6月全月,累计有降水天数22d,采用上述融合方法加以分析。图7反映了基于雷达外推的降水概率预报(左图)和融合预报(右图)的Ev评分的情况。图中,每个竖条的顶端和底端分别表示Ev评分的最

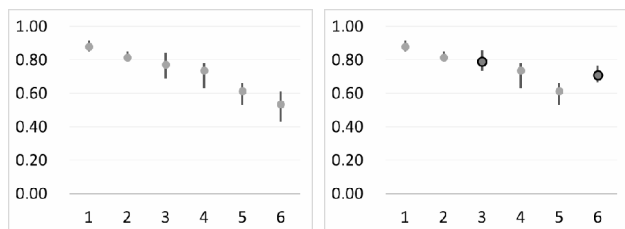


图7 评分基于雷达外推的降水概率预报(左)和融合预报(右)的Ev评分(横坐标为预报时效,单位为h,纵坐标为Ev得分)

大和最小值,中间圆点表示平均值。横坐标从1至6表示预报的时效。

对比图7的两幅图可以看出,预报时效为3和6h的融合预报,Ev评分有了显著上升。且融合后的预报评分变化幅度趋小,说明预报准确率的稳定性有所改善。如果进一步采用降尺度降水预报进行融合,势必能够提升3、4等预报时效的预报准确率。

分析上述各项评分,不难发现在预报时效较短(0~2h)的阶段,融合预报的评分更接近基于雷达外推的预报评分,随着预报时效的增长,融合预报的评分性能,其下降趋势明显低于单纯基于雷达的预报。在每个预报时效,融合预报的准确率都更接近于上述两种预报中表现更好的那种。

4 结论

本文主要阐述了一种基于动态权重的降水概率融合预报方法。首先建立了一种用于确定动态融合权重的评分方法,评价基于雷达光流外推的降水概率预报和基于数值模式经反射率换算后的降水概率

预报,各自在不同预报时效的评分,由此作为每次预报不同预报时效融合权重的重要依据。在反射率阈值的选择上,本文限定为 19~55dBZ,实验中降水概率的计算主要针对该阈值范围,这相当于 1mm/h 左右的降水量。但对于夏季频繁发生的强对流性降水,可以通过设定一个更高的反射率阈值,以突出对更强烈的对流核的研究。此后的实验中还发现,37dBZ 及以上的阈值会导致降水事件明显减少,从而影响上述实验中相关评分的客观性。

上述实验中,通过分别计算雷达外推、数值模式以及融合后预报的 Brier 评分和 Ev 评分,通过对比分析可以证明,融合后降水预报的准确率总体接近于临近预报和中尺度数值模式预报中的优者。又由于这些评分可以与地面实况观测资料几乎同一时间生成,因此,可以及时为下一次融合提供明确的动态权重系数,为在预报业务上的实践开展提供技术可行性。

在临近预报方面,本文选用了光流法进行雷达回波位移场的识别与追踪。光流法作为一种图形图像学技术,对于固定背景场中移动目标的移动路径预测,通常可以达到较理想的侦测效果,然而对于雷达回波这样每时每刻,从整体到局部都在生消、发展、移动变化的图像,其预报的效果往往大打折扣。因此,如果能够进一步研究和改进雷达外推预报相关技术,必然能够提升融合预报,特别是 0~2h 融合预报的准确率。

尽管当前的预报技术中,已经将雷达、卫星等资料同化到数值模式中,并且数据同化技术已经显著改善了在最初几个小时内的降水预报效果,但是大气中水汽条件的生消发展及其微物理过程在模式处理的前期仍存在相当大的技术瓶颈,因此,即便有更完善的初始预报条件,现阶段依然很难完全替代由雷达外推临近预报和中尺度数值模式预报相融合的预报方法。

参考文献:

- [1] 李范, 马驰, 黄德生. 全球极端天气研究的情报学分析 [J]. 现代情报, 2012, 32 (9): 9-15.
- [2] Wright A. 2011 worst ever year for natural disasters and extreme weather [J]. Click Green Newsletter, 2012.
- [3] Dube O P, Sivakumar M. Global environmental change and vulnerability of Least Developed Countries to extreme events: Editorial on the special issue [J]. Weather & Climate Extremes, 2015, 7 (12 Suppl): 2-7.
- [4] 李夏君. 去年全球因天气灾害损失 410 亿美元 [EB/OL]. 中国新闻网, (2014-01-23) [2016-8-7]. <http://www.chinanews.com/gj/2014/01-23/5770550.shtml>.
- [5] 刘彤, 闫天池. 我国的主要气象灾害及其经济损失 [J]. 自然灾害学报, 2011, 20 (2): 90-95.
- [6] 王慧峰. 我国严重洪水灾害致上千亿元直接经济损失 [N]. 人民政协报, 2010-07-22A01.
- [7] Wilson J W, Feng Y, Chen M, et al. Nowcasting Challenges during the Beijing Olympics: Successes, Failures, and Implications for Future Nowcasting Systems [J]. Weather & Forecasting, 2010, 25 (6): 1691-1714.
- [8] 俞小鼎, 周小刚, 王秀明. 雷暴与强对流临近天气预报技术进展 [J]. 气象学报, 2012, 70 (3): 311-337.
- [9] 何文勇, 麦雪湖, 欧坚莲, 等. 多普勒雷达资料同化对暴雨过程模拟的影响 [J]. 气象研究与应用, 2013, 34 (3): 61-64.
- [10] Fritsch J M, Carbone R E. Improving Quantitative Precipitation Forecasts in the Warm Season: A USWRP Research and Development Strategy [J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2004, 85(7): 955-965.
- [11] 王改利, 赵翠光, 刘黎平, 等. 雷达回波外推预报的误差分析 [J]. 高原气象, 2013, 32 (3): 874-883.
- [12] 曾小团, 梁巧倩, 农孟松, 等. 交叉相关算法在强对流天气临近预报中的应用 [J]. 气象, 2010, 36 (1): 31-40.
- [13] 陈德辉, 薛纪善. 数值天气预报业务模式现状与展望 [J]. 气象学报, 2004, 62(5): 623-633.
- [14] 车玉章. 改进 15 天以内数值天气预报的方法研究 [D]. 中国气象科学研究院, 2014.
- [15] 吴林, 杨超锋, 李江南. 多普勒雷达资料在数值模式中的应用 [J]. 气象研究与应用, 2010, 31 (3): 53-57.
- [16] Korsholm U S, Petersen C, Sass B H, et al. A new approach for assimilation of 2D radar precipitation in a high-resolution NWP model [J]. Meteorological Applications, 2014, 22 (1): 48-59.