郝翠,张迎新,王在文,等,2019. 最优集合预报订正方法在客观温度预报中的应用[J]. 气象,45(8):1085-1092. Hao C,Zhang Y X,Wang Z W, et al, 2019. Application of analog ensemble rectifying method in objective temperature prediction[J]. Meteor Mon,45(8):1085-1092(in Chinese).

## 最优集合预报订正方法在客观温度预报中的应用\*

郝 翠<sup>1,2</sup> 张迎新<sup>2</sup> 王在文<sup>1</sup> 付宗钰<sup>2</sup> DELLE MONACHE Luca<sup>3</sup>

- 1 北京城市气象研究院,北京 100089
- 2 北京市气象台,北京 100089
- 3 National Center for Atmosphereic Research, Boulder, USA

提 要:数值模式的直接输出预报在实际应用时常与实况产生一定的偏差,对模式预报进行有效的本地化订正是提高预报准确率的重要手段。以欧洲中期天气预报中心(ECMWF)模式细网格资料,采用最优集合(anolog ensemble,AnEn)预报订正方法对北京市各站 1~7 d的日最高气温和日最低气温进行订正,并对相关参数进行了本地化。采用了滑动训练期、优化变量权重两种方案进行训练。检验评估结果表明:(1)滑动训练期采用 60 d 时能同时保证计算效率和预报准确率;采用最优变量权重方案后,与预报员主观预报准确率对比,AnEn 的最低气温优于预报员主观预报,最高气温基本相当;增加训练期的长度(引入多年的历史资料)相比优化变量权重方案能更有效地提高预报准确率。(2)AnEn 预报订正方法在改善数值模式预报的固有偏差(如对由数值模式对局地地形、边界层日变化等形成的误差)效果显著,有较好的应用价值;对于因局地天气(如霾、降水、大风等)影响下,AnEn 的温度预报准确率虽优于 ECMWF,但不如主观预报,未来还有改进空间。还对检验结果进行了时间和空间验证,确保在以后的业务尤其是智能网格预报业务中的运行效果。

关键词:最优集合,客观温度预报,滑动训练期,优化变量权重

中图分类号: P456

文献标志码: A

**DOI:** 10.7519/j. issn. 1000-0526. 2019. 08. 005

# Application of Analog Ensemble Rectifying Method in Objective Temperature Prediction

HAO Cui<sup>1,2</sup> ZHANG Yingxin<sup>2</sup> WANG Zaiwen<sup>1</sup> FU Zongyu<sup>2</sup> DELLE MONACHE Luca<sup>3</sup>

- 1 Institute of Urban Meteorology, Beijing 100089
- 2 Beijing Meteorological Observatory, Beijing 100089
- 3 National Center for Atmospheric Research, Boulder, USA

Abstract: Model-based numerical prediction is often affected by bias when compared to local observations. In this study, the European Center for Medium-Range Weather Forecasting (ECMWF) data were used to generate the analog ensemble (AnEn) prediction over the 15 national weather stations and 274 automatic stations of Beijing, with a focus on correcting ECMWF prediction of the daily maximum and minimum temperatures, 1—7 day ahead, twice a day. The analog of a forecast for a given location and time is defined as the observation that corresponds to a past prediction matching selected features of the current forecast. The best analogs form AnEn, which produces accurate predictions and a reliable quantification of their uncertainty with similar or superior skill compared to traditional ensemble methods while requiring considerably

<sup>\*</sup> 国家重点研发计划(2018YFC1507305 和 2018YFF0300104)、中央级公益性科研院所基本科研业务费专项(IUMKY201719)和中国气象局发展预报业务检验评估关键技术项目[YBGJXM(2017)06-4]共同资助

<sup>2018</sup>年3月11日收稿; 2019年6月10日收修定稿

第一作者:郝翠,主要从事天气预报客观方法研究. Email: haocui2015@163. com

通信作者:张迎新,主要从事天气预报技术方法研究. Email:zhangyx9@sina.com

less real-time computational resources. An analysis of the performance of ECMWF and AnEn in space and time was presented. The results demonstrate that a short training period of 60 days may be a good compromise for the computational efficiency and the quality of deterministic predictions. Extending the training periods would further increase the prediction quality than optimizing the environmental parameters, no matter 1-month, 3-month or 6-month optimizations. AnEn correction results are better than the predictions generated by the forecasters, particularly for daily minimum temperatures. AnEn effectively reduces the bias of ECMWF predictions, resulting in a skilled downscaled prediction at the observation location, consistently over time and space. However, AnEn is not very effective in improving predictions of haze, precipitation, and strong winds, which may require a much longer training data set. Furthermore, this study tests the results over time and space to make sure the method's reliability for the future smart grid forecast operation.

**Key words:** analog ensember (AnEn), objective temperature prediction, slide training period, optimizing the environmental parameter weight

## 引言

数值预报模式的直接输出结果受很多因素影响会产生不确定性,这些不确定性可能来源于初始条件(丑纪范,2007)、模型建立过程中对多物理过程描述或对多个模型集合时缺乏细节或未描述地形、相关地理信息等(康红文等,2012),也存在随机参数化过程等引入不确定性;侧边界条件和下边界条件设定时都会引入不确定性,比如下垫面条件,城市、非城市地区,以及海拔高度等在不同地区有不同问题(桑建国等,1992)。模式的预报结果与实况观测结果相比存在很大误差,因此对模式预报进行有效订正提高产品的业务应用性能是一项重要的研究课题。

目前,数值预报的订正方法有很多种,主要有模式输出统计(MOS)、完全预报法(PP)、卡尔曼滤波(KLM)、人工神经网络(ANN)、相似预报法等(赵声蓉,2006;吴君等,2007;张庆奎等,2008;Delle Monache et al,2011;吴启树等,2016)。每种方法都有其优势的地方,而相似预报法从寻找过去历史资料中的相似天气形势或相似个例,来对当前的预报进行订正,是气象学中的经典方法,是较接近预报业务思路的方法。Lorenz(1965;1969)认为大气可预测性是由于自然发生的相似的天气形势决定的,认为在全球范围内选取完全一样的天气形势需要1030年,然而在大范围区域(例如整个北半球)找到观测误差范围内的2个相似流体(天气形势)是可以在相对短的时间内实现。那么在10~100年的观测

时段内,针对某一有限区域,假设2~3个自由度,寻 找相似个例的概率会很大。基于这样的理论背景, 研究者们对相似方法在气象和气候学上的应用也较 为广泛。Bergen and Harnack (1982)运用了多个相 似预报的加权平均; Shabbar and Knox (1986)使用 n 天大气状态综合选相似。上述工作均是使用相似 来做长期预报,对于短期天气预报的应用也很多。 Van den Dool (1987;1989;1991)系统地研究了相 似和反相似的预报性能和使用前景,并指出可用区 域取代全球找相似来克服资料少的困难,关于区域 性相似的问题也被 Robber and Lance (1998)详细 讨论。鉴于取样单个相似的不确定性,可通过选取 一组相似来实现集合概率预报(Kruizinga and Murphy,1983;Gruza and Esther,1993),基于统计学方 法的相似预报在短期预报中的效果也较好。到目前 为止,美国已实现了相似预报技术在业务上的应用, 我国也有很多相关的研究(鲍名等,2004;陈凯, 2014;周海,2009;任宏利,2006)。鉴于对相似天气 形势的判断有难度,Delle Monache et al(2011)利用 寻找相似的气象要素,即寻找当前预报与过去预报 相似的气象要素,再将这些相似的历史个例的观测 值来校正当前预报,利用最优集合(analog ensemble, AnEn)预报订正方法对美国西部地区的风和温 度预报进行了订正并取得了较好的效果,模式预报 的偏差得到了有效订正。

目前国内业务上采用的温度预报订正方法主要 是基于 MOS 的,包括一元和多元线性回归等,对温 度的订正效果较好,为业务应用提供了较好的参考, 这些方法是根据温度在时间上的连续性以及与其他 气象要素的相关性对模式结果进行误差订正的;就应用效果而言,各方法均有其占优势的地方,很难找出一个完美的、在所有时段所有站点都应用效果很好的方法,因此,开发不同的温度预报订正方法给业务应用提供参考有一定的研究意义。针对 AnEn方法在偏差订正方面的研究,本文拟采用该订正方法对北京地区基于 ECMWF 预报的日最高气温和日最低气温进行订正,测试训练日期长度、环境变量权重、相似天气个例数等变量,寻找优化的参数变量值,完成参数的本地化,并分析 AnEn 的实际应用效果尤其是在山区的订正效果。

## 1 资 料

本文采用 2012 年 1 月 1 日至 2017 年 8 月 31 日 ECMWF 细网格逐 3 h(或 6 h)的资料( $0\sim72$  h 时效内的时间分辨率为 3 h, $72\sim168$  h 的分辨率为 6 h),水平分辨率为 0.125°(2015 年 1 月 15 日之前 为0.25°),每日 08 和 20 时(北京时)两时次,预报时 效为  $0\sim168$  h。选取 2 m 气温、10 m u 风、10 m v 风、2 m 露点温度等要素预报作为环境变量。

为确保实况资料的可靠及完整性,本文采用北京地区 2012 年 1 月 1 日至 2017 年 9 月 6 日国家基本气象站(15 站)及自动站(274 站)逐 5 min 的地面气温资料作为实况。

预报员的主观预报数据采用与 ECMWF 同时间段内的资料,每日两次,即 08 和 20 时起报的 0~168 h 内的日最高气温、日最低气温预报。为了准确衡量 AnEn 在实际应用中的预报订正效果,本研究采用与业务应用时效一致的方案,即 20 时的数值模式预报资料对应当日 08 时的主观预报,而 08 时的数值模式预报对应前一日 20 时起报的主观预报,并将起报时刻开始至 12 h 内的温度预报剔除不做订正和检验(该时段资料预报员无法参考)。

## 2 方 法

#### 2.1 最优集合预报订正技术

AnEn 旨在改进由于数值模式产生的不确定性 引起的误差,尤其是误差中的系统误差(偏差)部分。 它采用寻找过去一段时间内的相似个例集合,并对 这些相似个例进行加权平均来实现对误差的订正, 达到减小模式预报误差的目的,获得一个更接近实况观测的结果。本研究采用下述方法进行最优的选择(Delle Monache et al,2011):

$$d_{t} = | f_{t} - g_{t} | = \sum_{v=1}^{N_{v}} \frac{w_{v}}{\sigma_{fv}} \sqrt{\sum_{k=-t}^{t} (f_{t+k}^{v} - g_{t+k}^{v})^{2}}$$
(1)

式中, $d_t$  为当前预报与过去预报的接近程度(即相似程度); $f_t$  为 t 时刻对应的预报值; $g_t$  为 t 时刻对应的过去的预报值。 $w_v$  为环境变量对预测要素的权重,可以通过历史资料进行优化; $\sigma_{fv}$  在固定权重配置时设为 1,第 v 个环境变量的预报值 f 的方差; $N_v$  为环境变量的总数;t+k 时刻对应过去的数据的预测值;k 为预测窗的一半(用整数表示):可以自行设定,t=1,则 k 为t=10,1。

本文针对 2 m气温的预报,先确定与温度相关的环境变量:过去的 2 m气温、10 m风速、10 m风 向、2 m露点温度等;对这些环境变量的过去的预报 和当前的预报根据式(1)计算相似距离  $d_\iota$ ,即对每个环境变量求当前预报和过去预报之间的差,再将 不同变量按照权重求和,最后得出当前预报与过去 预报的差别程度,即距离  $d_\iota$ ,根据  $d_\iota$  排序,筛选出  $d_\iota$ 最小的那些值,即为最优的相似个例集。

针对选取的最优预报个例集,进行集合计算 (Delle Monache et al, 2011):

$$F'_{t} = \sum_{i=1}^{N} r_{i} O_{i,t}$$
 (2)

$$r_i = \frac{d_{t_i}}{\sum_{i=1}^{N} d_{t_i}} \tag{3}$$

式中, $F'_t$ 为 t 时刻的预报订正值;N 为选取的最优集合的数量; $O_{i,t}$ 为 t 时刻预报的最优个例的观测值; $r_i$  为第 i 个观测的权重,即距离 t 时刻越近则权重越大; $d_{t_i}$ 为 t 时刻第 i 个距离值,由式(1)计算出来。

将日最高气温和日最低气温分别进行上述计算,寻找历史资料中 ECMWF 模式资料的相似个例 [式(1)],并将这些最优个例的实况值加权平均[式(2)和式(3)],作为对当前时刻的 ECMWF 预报的 订正值,即 AnEn 的预报;从原理上看,AnEn 是利用历史资料的观测来校正当前数值预报的偏差。

#### 2.2 数据处理方法

为提高计算效率同时不降低预报质量,训练集

数据采用滑动方式(吴启树等,2016),即将预报日的前 n 天与前一年的后 n 天资料作为训练期,随预报日滑动取样。检验日即为预报日。

实况 2 m 气温采用 5 min 数据提取成日最高气温和日最低气温(根据实际业务应用标准,日最高气温取 02 时至次日 02 时的最高温度,日最低气温取 20 时至次日 20 时的最低温度),数据缺失量大于 20%时将该站该日从训练集剔出,数据量缺失小于 20%时采用内插方法补足数据。

ECMWF 模式的格点场资料插值到气象站时,综合考虑插值准确程度和计算效率,本研究采用最近邻距离插值方法插值到气象站上,同时利用15 m的数字高程模型(DEM)资料对气象站邻近的 4 个ECMWF 格点的高程进行对比,如果该站与周围格点高度相差 100 m 以上,则该格点不参与插值,以此确保插值到站点后的值接近气象站的实况值。

#### 2.3 检验方法

为了评估 AnEn 的预报效果,本研究对 2016 年 9 月 1 日至 2017 年 8 月 31 日的效果用均方根误差 (RMSE)、偏差(BIAS)、温度预报准确率(FA)和温度预报技巧评分(TSS)来检验效果;同时对 2016 年 (训练集为 2014—2015 年)和 2015 年(训练集为 2013—2014 年)的主客观预报效果进行时间上的检验分析;对 2016 年 9 月 1 日至 2017 年 8 月 31 日的 276 个自动站进行空间效果的检验。其中检验计算公式如下:

$$RMSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (O_i - A_i)^2$$
 (4)

$$BIAS = \overline{A} - \overline{O} \tag{5}$$

其中,

$$\overline{A} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} A_i, \ \overline{O} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} O_i$$
 (6)

$$F_2 = \frac{n_2}{n} \times 100\% \tag{7}$$

$$TSS = \frac{T_{\text{mean}} - T_{\text{meaf}}}{T_{\text{mean}}} \times 100\%$$
 (8)

式中, $O_i$  为 i 时刻的实况值,n 为样本量, $A_i$  为 i 时刻的 AnEn 估计值, $\overline{A}$  和  $\overline{O}$  分别为 AnEn 的均值和实况的均值。 $F_2$  为温度预报与实况值的误差不超过  $2^{\circ}$  的百分率, $n_2$  为不超过  $2^{\circ}$  的样本量。TSS 为预报技巧评分, $T_{mean}$  和  $T_{meaf}$  分别为 ECMWF 和对比预报的平均误差。

## 3 方案对比与改进

为了提高算法的计算效率,首先对训练日期长度进行试验,结果表明,60 d以后结果波动变小(图 1),为了在保证预报准确率的基础上提高效率,本文以60 d为训练期,即采用预报日前60 d,预报日去年的后60 d(以此类推)的资料作为训练样本,对环境变量和权重参数进行优化:

方案 1:统一选用 4 个环境变量(Delle Monache et al, 2011),选取 20 个相似值,固定权重,即设置 2 m 气温、10 m 风速、10 m 风向和 2 m 露点温度的权重分别为 0.7,0.1,0.1。

方案 2:由于 6—11 月中霾和降水天气相对较 8,针对这些天气的相似案例较少,则对 12 月至次年 5 月采用 20 个相似值,6—11 月选取 15 个相似值,即选用式(3)中对  $d_i$  排序后的前 20 或 15 个历史个例,固定权重配置(如方案 1)。

方案 3: 优化权重选取上一年同期的1、3、6个

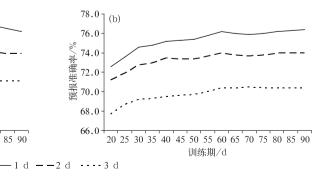


图 1 日最高气温(a)和日最低气温(b)不同训练期的预报准确率变化

Fig. 1 The change of prediction accuracy rate for different training days for maximum temperature (a) and minimum temperature (b)

月,结果表明1个月的优化权重不稳定,综合效果较差,而3和6个月的优化差距不大,但6个月的优化 更稳定。本文仅列出6个月的优化效果。

方案 4:在方案 2 的基础上延长训练期时间,即将 2012 年 1 月 1 日至 2016 年 8 月 31 日的资料作为训练集。

## 4 检验效果

#### 4.1 几种方案的结果对比

对 2016 年 9 月 1 日至 2017 年 8 月 31 日的逐 日结果进行检验,固定权重下两种方案的对比 (表1)可以看出,不论是日最高气温还是日最低气 温,AnEn的效果均比 ECMWF 原始预报的均方根 误差和预报偏差有不同程度的改进,其中方案2的 改进效果更好一些,相对于 ECMWF 的预报技巧提 高了10%以上。而在优化环境变量的权重之后,三 种参数方案有所差距,以月为周期的权重配置波动 性较大,稳定性最差,而以3和6个月为周期的权重 配置较为稳定,结果相差不大,表2仅列出6个月下 优化效果。与优化环境变量权重相比,延长训练期 的时间对预报质量的提高更为显著(表 2),日最高 气温的订正效果好于日最低气温,预报技巧总体分 别提高了15.4%和12.4%,且预报时效越短订正效 果越好:方案 4 对日最低气温的 RMSE 改进效果不 如方案 2 的效果好,但 BIAS 比方案 2 普遍低,可能 是由 2015 年 1 月 15 日之后 ECMWF 模式有所调 整,分辨率不同造成的,由此虽然历史资料的延长可以减小预报偏差,但由于资料前后不一致导致的随机误差也较大,而日最高气温的 RMSE 和 BIAS 在方案 4 中是最小的;相比预报员的主观预报,不论是日最高气温还是日最低气温,在  $4\sim7$  d 的中期预报中 AnEn 的预报技巧比预报员分别提高了 3.5% 和 6.3%,而  $1\sim3$  d 的日最高气温的预报 AnEn 比 ECMWF 提高 18.4%,而相比预报员有 2.0% 的差距,日最低气温在 1 d 的 AnEn 预报比 ECMWF 提高 12.5%,但与预报员相比有一定的差距。

#### 4.2 时间和空间检验评估

为验证 AnEn 方法对客观温度预报的稳定性,本文从时间和空间上对该方法进行了进一步检验(图 2 和图 3)。图 2 为 2016 年的预报准确率检验,AnEn 的效果都比预报员高出 0.1%~4.5%,在时间上表现出良好的稳定性。

从空间上看,北京地区 274 个自动站的预报准确率 AnEn 都比 ECMWF 有了较大提高,1~3 d的日最高气温预报准确率分别提高了 19.0%、19.8%和 16.5%,对应的日最低气温预报准确率分别提高了 14.0%、13.3%和 10.2%。日最高气温的 RMSE和 BIAS 分别由 2.526 和一1.616 减至 2.016 和一0.212,日最低气温的 RMSE和 BIAS 分别由 2.474和 0.266 减至 1.931 和 0.009,预报偏差几乎减至无偏,表明 AnEn 对于预报偏差的订正效果较好。图 3 表明,在 ECMWF 的预报质量较差(预报准确率通常低于50.0%)的地区,大部分都是地形

表 1 不同方案之间的日最高气温与日最低气温预报检验

	Table 1	Prediction	tests of da	ny maximum	temperature	and minim	um tempera	ture for and	erent plans
長		方案	检验	1 d	2 d	3 d	4 d	5 d	6 d

要素	方案	检验	1 d	2 d	3 d	4 d	5 d	6 d	7 d
	ECMWF	RMSE	2.087	2.178	2.369	2.688	2.941	3.236	3.549
		BIAS	-1.148	-1.183	-1.179	-1.26	-1.251	-1.367	-1.372
	方案 1	RMSE	1.836	1.899	2.093	2.339	2.622	2.846	3.198
日最高		BIAS	-0.305	-0.222	-0.176	-0.231	-0.281	-0.35	-0.383
气温		预报技巧	0.16	0.17	0.15	0.15	0.13	0.10	0.10
	方案 2	RMSE	1.775	1.882	2.079	2.158	2.493	2.776	2.909
		BIAS	-0.221	-0.174	-0.217	-0.188	-0.281	-0.176	-0.144
		预报技巧	0.18	0.18	0.16	0.15	0.13	0.12	0.12
	ECMWF	RMSE	2.05	1.959	2.04	2.38	2.500	2.587	2.802
		BIAS	-0.095	-0.108	-0.058	0.828	0.836	0.808	0.835
	方案1	RMSE	1.882	1.813	1.912	2.022	2.189	2.288	2.14
日最低		BIAS	-0.034	-0.043	0.095	0.049	0.089	-0.005	0.028
气温		预报技巧	0.09	0.10	0.07	0.15	0.12	0.11	0.11
	方案 2	RMSE	1.853	1.754	1.832	1.969	2.109	2.213	2.430
		BIAS	-0.017	-0.027	0.125	0.103	0.122	0.007	0.006
		预报技巧	0.11	0.11	0.10	0.16	0.14	0.13	0.13

## 表 2 不同优化权重配置下的日最高气温与日最低气温预报检验及与主观预报的对比 Table 2 Comparison of daily maximum temperature and minimum temperature between AnEn

and subjective predictions for different optimal weights

			<u> </u>			• •			
要素	方案	检验	1 d	2 d	3 d	4 d	5 d	6 d	7 d
	主观预报	RMSE	1.726	1.77	1.996	2.502	2.64	2.833	3.177
		BIAS	-0.172	-0.13	-0.141	-0.317	-0.302	-0.288	-0.321
		预报技巧	0.25	0.22	0.18	0.07	0.08	0.12	0.10
口目六	方案3	RMSE	1.749	1.850	2.066	2.320	2.626	2.810	3.286
日最高 气温		BIAS	-0.025	-0.158	-0.165	-0.168	-0.236	-0.249	-0.420
C 1ML		预报技巧	0.20	0.19	0.16	0.17	0.14	0.13	0.10
	方案 4	RMSE	1.699	1.829	2.044	2.119	2.504	2.726	2.857
		BIAS	-0.059	-0.069	-0.09	-0.13	-0.275	-0.158	-0.082
		预报技巧	0.22	0.20	0.17	0.15	0.13	0.12	0.14
	主观预报	RMSE	1.691	1.846	1.946	2.079	2.289	2.474	2.597
		BIAS	-0.182	-0.113	-0.06	0.08	0.113	0.148	0.138
		预报技巧	0.13	0.06	0.05	0.12	0.08	0.04	0.07
	方案 3	RMSE	1.930	1.785	1.880	2.001	2.154	2.232	2.484
日最低		BIAS	-0.072	-0.025	0.113	0.073	0.106	0.074	0.039
气温		预报技巧	0.08	0.10	0.08	0.15	0.12	0.13	0.11
	方案 4	RMSE	1.862	1.787	1.827	1.988	2.118	2.227	2.431
		BIAS	0.014	0.102	0.112	0.088	0.083	-0.036	-0.006
		预报技巧	0.11	0.10	0.10	0.16	0.14	0.13	0.13

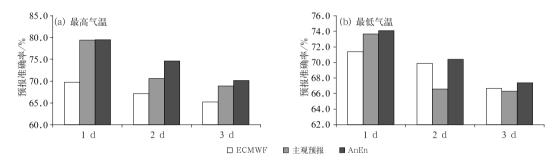


图 2 2016 年 ECMWF、主观预报和 AnEn 对日最高气温(a)和日最低气温(b) 的预报准确率对比

Fig. 2 Comparison of ECMWF, AnEn and subjective predictions of daily maximum temperature (a) and minimum temperature (b) in 2016

较为复杂和受边界层影响较大的地区,AnEn 体现了较好的订正能力。未来采用合适的插值方案,AnEn可以从基于站点的预报向智能网格预报业务应用,提高智能网格客观预报质量。

#### 4.3 最优方案的效果及与主观预报的对比

根据方案 4 对 1~3 d 的气温预报进行分月详细分析,虽然预报技巧评分比 ECMWF 直接输出高,但是总体看无论最高还是最低气温在 5、6 和 10 月的预报技巧较差,这可能跟大气环流的季节性调整有关。但逐日分析发现在雾-霾、阴雨等天气发生的时间段内,AnEn 的订正效果虽比 ECMWF 直接输出提高不少,但预报技巧还不尽人意。这也是下一步要解决的问题。

## 5 结论和讨论

(1) 对 AnEn 的参数本地化中,将滑动训练期设置为 60 d 既能保证预报质量,同时又能提高计算效率;对相似个数的选取进行区分比不区分效果好,而延长训练时间(增加训练集的历史资料)比优化环境变量的效果更好地减少预报偏差,这一点与吴启树等(2016)在对最佳训练期的周期优化时的研究结论相似,也与 Junk et al(2015)的结论相似,AnEn的环境变量权重优化周期采用的时间短,则结果越不稳定;而延长周期时间,保证了预报质量的稳定性,但同时也会平滑掉转折性天气。

(2) 从对2015-2016年的检验以及对北京地

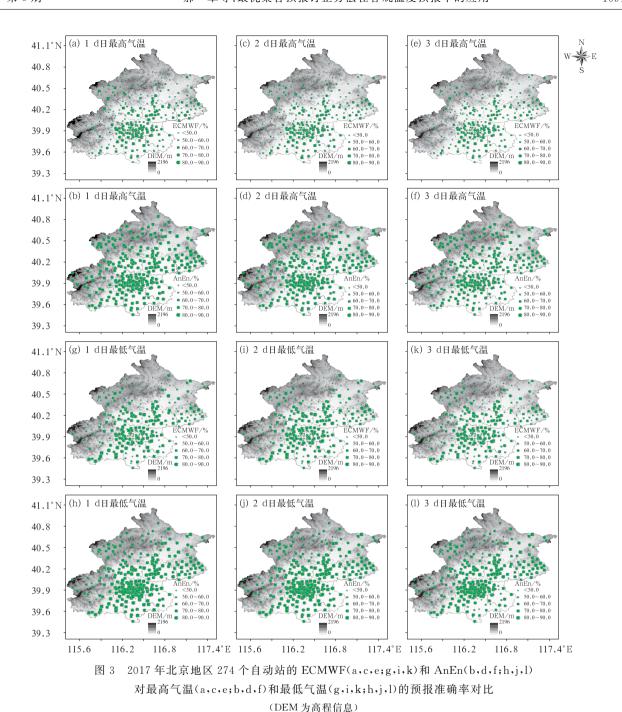


Fig. 3 The comparison of ECMWF (a, c, e; g, i, k) and AnEn (b, d, f; h, j, l) predictions for maximum temperature (a, c, e; b, d, f) and minimum temperature (g, i, k; h, j, l) of 274 stations over Beijing in 2017

(DEM means digital elevation model)

区 274 个自动站的效果检验可以看出, AnEn 方法 对客观温度预报的订正效果在时间和空间上均表现 出较好的稳定性,它可以减小模式预报结果的偏差, 尤其是对山区地形复杂区域(空间评分前述是 2017 年),对模式由于缺乏地形和海拔信息的描述以及边 界层日变化描述而导致的偏差订正效果较好,可以 较大程度地提高预报质量。未来采用合适的插值方案,AnEn可以从基于站点的预报向智能网格预报业务应用,提高智能网格客观预报质量。

(3) 相对于 MOS 方法, AnEn 的优势在于对误差中的偏差定义清晰, 对于固定误差即偏差明显的地方如山区 AnEn 的订正效果明显; 对于夜间的温

度(本研究为日最低气温),受扰动较少,偏差占优势的时间段的订正效果明显。因此,该方法在业务上有一定的应用前景。

最优预报技术方法不考虑原始数据初始分布状态,容易与其他方法结合,除本文的加权平均方法外,还可以与其他集合方法(如卡尔曼滤波、机器学习等)结合。AnEn 算法在客观温度预报订正上的一个缺点是由于天气条件引起的如风起时的非绝热加热效应、局地降水、霾、极端高低温等,AnEn 的订正效果较差,而预报员对这些天气的把握能力明显高于 AnEn,说明 AnEn 方法在判断天气形势时仍存在不足,在选取相似个例时采用更多环境变量可以更好地判断天气形势,但由于计算效率的限制,本研究仅选用了 4 个环境变量来判断相似,如何在保证计算效率的同时采用多变量来定义相似个例是未来的一个研究方向。

### 参考文献

- 鲍名,倪允琪,丑纪范,2004. 相似-动力模式的月平均环流预报试验 [J]. 科学通报,49(11):1112-1115. Bao M,Ni Y Q,Chou J F, 2004. The experiment of monthly mean circulation prediction using the analogy-dynamical model[J]. Chin Sci Bull, 49(12): 1296-1300(in Chinese).
- 陈凯,2014. 基于加权 KNN 算法的降水相似预报方法研究与实现 [D]. 南京:南京航空航天大学. Chen K,2014. Research and realization of precipitation forecast based on weighted KNN Algorithm[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics(in Chinese).
- 丑纪范,2007. 数值天气预报的创新之路——从初值问题到反问题 [J]. 气象学报,65(5):673-682. Chou J F,2007. An innovative road to numerical weather prediction—from initial value problem to inverse problem [J]. Acta Meteor Sin,65(5):673-682(in Chinese).
- 康红文,视从文,左志燕,等,2012. 多模式集合预报及其降尺度技术 在东亚夏季降水预测中的应用[J]. 气象学报,70(2):192-201. Kang H W,Zhu C W,Zuo Z Y, et al,2012. Statistical downscaling of pattern projection using multi-model output variables as predictors[J]. Acta Meteor Sin,70(2):192-201(in Chinese).
- 任宏利,2006. 动力相似预报的策略和方法[D]. 兰州: 兰州大学. Ren H L,2006. Strategy and methodology of dynamical analogue prediction[D]. Lanzhou: Lanzhou University (in Chinese).
- 桑建国,吴熠丹,刘辉志,等,1992. 非均匀下垫面大气边界层的数值模拟[J]. 高原气象,11(4):400-410. Sang J G,Wu Y D,Liu H Z,et al,1992. Numerical simulation of atmospheric boundary layer over inhomogeneous underlying surface[J]. Plateau Meteor, 11(4):400-410(in Chinese).
- 吴君,裴洪芹,石莹,等,2007. 基于数值预报产品的地面气温 BP-MOS 预报方法[J]. 气象科学,27(4):430-435. Wu J,Pei H Q,

- Shi Y, et al, 2007. The forecasting of surface air temperature using BP-MOS method based on the numerical forecasting results[J]. Sci Meteor Sin, 27(4):430-435 (in Chinese).
- 吴启树,韩美,郭宏,等,2016. MOS 温度预报中最优训练期方案[J]. 应用气象学报,27(4):426-434. Wu Q S, Han M, Guo H, et al, 2016. The optimal training period scheme of MOS temperature forecast[J]. J Appl Meteor Soc, 27(4):426-434 (in Chinese).
- 张庆奎,寿绍文,陆汉城,2008. 卡尔曼滤波方法在极端温度预报中的应用[J]. 科技信息,(35):811-812. Zhang Q K,Shou S W,Lu H C,2008. The application of Kalman filter in extreme temperature prediction[J]. Sci Technol Inf,(35):811-812(in Chinese).
- 赵声蓉,2006. 多模式温度集成预报[J]. 应用气象学报,17(1):52-58. Zhao S R,2006. Multi-model consensus forecast for temperature[J]. J Appl Meteor Sci,17(1):52-58(in Chinese).
- 周海,2009. 动态相似统计方法的改进及其在温度预报中的应用 [D]. 兰州:兰州大学. Zhou H,2009. Improving the method of statistical forecast with dynamic analog and its application for temperature forecast[D]. Lanzhou; Lanzhou University (in Chinese).
- Bergen R E, Harnack R P,1982. Long-range temperature prediction using a simple analog approach [J]. Mon Wea Rev, 110(8): 1083-1099.
- Delle Monache L, Nipen T, Liu Y B, et al, 2011. Kalman filter and analog schemes to postprocess numerical weather predictions [J]. Mon Wea Rev, 139(11): 3554-3570.
- Gruza G V.Esther Y R.1993. Potential predictability assessment for analog long-term forecasting [J]. Russian Meteorology and Hydorlogy, 9:1-7.
- Junk C, Delle Monache L, Alessandrini S, et al, 2015. Predictorweighting strategies for probabilistic wind power forecasting with an analog ensemble [J]. Meteor Z, 24(4); 361-379.
- Kruizinga S, Murphy A H, 1983. Use of an analogue procedure to formulate objective probabilistic temperature forecasts in the Netherlands[J]. Mon Wea Rev, 111(11): 2244-2254.
- Lorenz E N,1965. A study of the predictability of a 28-variable atmospheric model[J]. Tellus,17(3):321-333.
- Lorenz E N,1969. Atmospheric predictability as revealed by naturally occurring analogues[J]. J Atmos Sci,26(4):636-646.
- Robber P J, Lance F B, 1998. The sensitivity of precipitation to circulation details. Part I: an analysis of regional analogs [J]. Mon Wea Rev, 126(2): 437-455.
- Shabbar A, Knox J L, 1986. Monthly prediction by the analogue method[J]. Long-Range Forecasting Research Report Series, WMO, Programme on Long-Range Forecasting Research, 2(6): 672-681.
- Van den Dool H M,1987. A bias in skill in forecasts based on analogues and antilogues [J]. J Clim Appl Meteor, 26(9): 1278-1281.
- Van den Dool H M,1989. A new look at weather forecasting through analogues[J]. Mon Wea Rev,117(10):2230-2247.
- Van den Dool H M, 1991. Mirror images of atmospheric flow[J]. Mon Wea Rev, 119(9): 2095-2106.