

不同集成方法对云南日最低气温的集成预报 试验

杞磊¹, 蒋雯玉¹, 杨芳园², 周哆哆², 李然³, 杞明辉^{4*}, 王占良²

¹晋宁区气象局, 云南 昆明

²昆明市气象局, 云南 昆明

³富民县气象局, 云南 昆明

⁴云南省气象学会, 云南 昆明

收稿日期: 2023年6月10日; 录用日期: 2023年7月6日; 发布日期: 2023年7月14日

摘要

通过前期对ECMWF-thin地面2 m气温在云南不同地区日最低气温各时效预报产品的检验, 结果显示数值模式对云南不同地区日最低气温的预报性能, 随预报时效延长并非一致性下降, 而是呈现波动性降低。本文在此基础上, 采用算术平均集成、相关权重集成、误差订正集成、相关权重与误差订正综合集成、预报准确率评分权重集成、准确率评分与误差订正综合集成等方法分别构建6种集成预报模型, 并开展对云南省不同地区站点的日最低气温的集成预报试验。结果表明, 6种集成方法对云南省不同地区站点日最低气温的集成预报效果均较未经集成的原始预报有明显提升, 但不同集成方法对同一地区日最低气温的改进效果不同, 同一种集成方法在不同地区的集成预报效果也有所不同; 6种集成模型中简单的算术平均集成预报效果相对较差, 而既考虑前期相关性和技巧评分, 同时又考虑前期预报误差变化的综合集成效果相对较好; 值得注意的是随着预报时效的延长, 各种集成方法对原始预报效果的改进更加显著, 具有很好的参考意义。

关键词

日最低气温, 集成预报, 权重函数, 预报性能

Experiment on the Daily Minimum Temperature Forecast in Yunnan by Different Ensemble Methods

Lei Qi¹, Wenyu Jiang¹, Fangyuan Yang², Duoduo Zhou², Ran Li³, Minghui Qi^{4*},

*通讯作者。

文章引用: 杞磊, 蒋雯玉, 杨芳园, 周哆哆, 李然, 杞明辉, 王占良. 不同集成方法对云南日最低气温的集成预报试验[J]. 气候变化研究快报, 2023, 12(4): 684-694. DOI: 10.12677/ccrl.2023.124071

Zhanliang Wang²

¹Meteorological Bureau of Jinning District, Kunming Yunnan

²Meteorological Observatory of Kunming, Kunming Yunnan

³Meteorological Bureau of Fumin District, Kunming Yunnan

⁴Meteorological Society of Yunnan Province, Kunming Yunnan

Received: Jun. 10th, 2023; accepted: Jul. 6th, 2023; published: Jul. 14th, 2023

Abstract

Through the previous verification of the time-dependent prediction products of ECMWF-thin surface 2 m temperature at the daily minimum temperature in different regions of Yunnan province, the results show that the prediction performance of the numerical model for the daily minimum temperature in different regions of Yunnan does not decrease consistently with the prolongation of the prediction time-dependent, but shows a decrease in volatility. On this basis, the arithmetic mean integration, correlation weight integration, error correction integration, correlation weight and error correction integration, forecast accuracy score weight integration, accuracy score and error correction integration are adopted to construct six ensemble forecast models respectively, and the ensemble forecast experiments of daily minimum air temperature at stations in different regions of Yunnan Province are carried out. The results show that the effect of the six ensemble methods on the ensemble forecast of daily minimum temperature at stations in different regions of Yunnan Province is significantly improved as compared with that of the original forecast without integration. However, the improvement effects of different ensemble methods on the daily minimum temperature in the same region are different, and the ensemble forecast effects of the same ensemble method in different regions are also different. The simple arithmetic mean ensemble prediction among the six ensemble models is relatively poor in effect, and the ensemble considering the early correlation and skill score as well as the variation of the early prediction error is relatively good in effect. It should be noted that with the prolongation of prediction time-effect, the improvement of original prediction effect by various ensemble methods is more significant, which has good reference significance.

Keywords

Daily Minimum Temperature, Ensemble Forecast, Weight Function, Forecast Performance

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着大气探测系统的日臻完善和全球数值同化与分析预报技术的改进,数值预报的准确率不断提高并已成为提高预报精度、实现预报客观定量化的关键技术。虽然数值模式对常规天气的预报能力已明显强于预报员主观预报,但其对寒潮、暴雨等灾害性天气的预报还不尽令人满意。对数值预报的系统性研究表明,其预报误差主要来源于模式动力框架本身还不够精准、数值计算过程中不可避免的截断误差、

观测系统不够完善等导致的模式初值误差等几方面。也正是由于这些不可避免的误差导致确定性的模式预报结果包含了不确定性的因素。

Lorenz 最先发现并系统地研究了大气系统中存在的不确定性的科学问题[1], 随后 Epstein [2]从随机动力学出发探讨了解决这种不确定问题的思路。直到 20 世纪 70 年代 Leith [3]在总结 Lorenz 和 Epstein 研究成果的基础上提出了较为完备的集合预报理论和方法, 从而使基于数值模式的集合预报得以迅速发展和广泛应用。而 Hoffman 和 Kalny [4]于 20 世纪 80 年代提出了解决模式集合初值随机误差的滞后时间法(LAF), 而将连续同化与分析预报技术的有机结合, 为集合预报的发展提供了新的技术途径, 同时为集成预报提供了更多的产品支撑。

随着集合预报技术的发展, 给人们提供了越来越多的集合预报产品, 同时面对日趋增多的集合预报结果与天气实况有且仅有一个的事实, 如何将多个集合预报结果集成为一个最接近实况的结论这一科学问题被及时提出, 这便是预报的集成问题。如果将集合预报理解为从多个初值出发, 得到多个可能出现的预报结果的集合体, 则预报集成便是将多种预报可能综合为最接近实况的一个预报结果。二十世纪九十年代 Brown 等[5]将集成预报技术用于路面温度的预报试验并取得了比单一集合预报更好的效果。随后 June Du 等[6]利用集成预报技术开展定量降水的短期预报等试验, 再次表明, 除对时空连续分布的气温等要素具有很好的预报效果外, 集成预报在对降水量等时空非连续分布要素的预报方面也有较好的预报能力。Krishnamuriti T N 等[7] [8] [9]则将目光转向不同数值模式产品的预报集成, 即通常所说的多模式超级集合预报。研究表明, 这种多模式的超级集合预报技术能够融合不同数值模式优势和信息, 从而能获得较单一模式更好的集成预报效果。

在集成的方法和模型构建方面, 智协飞、黄闻等[10]将卡尔曼滤波模型用于中国的气温集成预报试验, Hamill、Thomas 等[10] [11] [12]则将卡尔曼滤波模型用于对热带气旋移动路径及强度的集成预报试验并取得了很好的效果; Pertaog Peng、文彩虹等[13] [14] [15]将集成预报技术用于季节尺度的气候预测。与此同时, 更多的科学家则在进行不同的集成方法探索, 如刘会军等[16] [17] [18] [19] [20]的权重函数集成, 马清等[21] [22] [23] [24]开展的误差订正集成试验, 李佰平、盛春岩等[24] [25] [26]对不同集成方法的预报效果进行对比分析, 认为不同的方法具有不同集成效果, 各具优缺点; 智协飞等的卡曼滤波集成试验及人工智能集成等[27] [28] [29] [30] [31]等, 从而使集成预报技术方法更加多样化、集成预报的应用领域更加广泛。

其本文以 ECMWF-thin 预报产品为基础, 通过对在云南各地区的地面 2 m 气温预报的检验和统计分析, 并以其前期的预报误差、均方根误差、相关系数、预报准确率评分等作为集成的权重函数分别构建不同集成预报模型, 并开展集成预报的对比试验, 以检验不同集成模型对云南各地日极端最低气温的预报效果, 从而为不同地区不同集成方法的确定提供依据。

2. 资料处理

利用 ECMWF-thin 2020 年 9 月~11 月 24 h~240 h 时效内 12 h 间隔的地面 2 m 日最低气温预报资料, 通过五点插值形成云南各气象站的模式预报值, 与同期站点地面的日最低气温实况值进行平均误差、均方根误差、倾向相关系数、预报准确率评分等的统计检验, 分析其误差、准确率、相关性等的变化规律及时空分布特征。以前期检验的平均误差、均方根误差、倾向相关系数、准确率评分及其组合为权重函数分别构建 6 种不同的集成预报模型, 进行云南不同站点日最低气温的集成预报试验, 并与未经集成的模式原始预报作对比, 以研究不同集成模型的预报效果。

为方便与站点观测值进行检验和集成预报模型构建, 将 ECMWF-thin 格点预报值, 通过五点插值内插到各站点, 作为模式对站点的预报:

$$\begin{cases} i = \frac{\lambda - \lambda_0}{\Delta\lambda} + 1 \\ j = \frac{\phi - \phi_0}{\Delta\phi} + 1 \\ F_{\lambda,\phi}^s = \frac{4F_{i,j}^g + F_{i-1,j}^g + F_{i+1,j}^g + F_{i,j-1}^g + F_{i,j+1}^g}{8} \end{cases} \quad (1)$$

其中 λ_0 、 ϕ_0 为模式第一个网格点对应的经度和纬度， $\Delta\lambda$ 、 $\Delta\phi$ 分别为模式产品水平格距， λ 、 ϕ 为站点的经纬度值，模式网格沿纬圈和经圈方向的变化分别为 $(i=1,2,3,\dots,N; j=1,2,3,\dots,M)$ ，其中 N 和 M 分别为东西方向和南北方向总格点数， $F_{i,j}^g$ 为模式在网格点 (i,j) 处的预报值， $F_{\lambda,\phi}^s$ 为模式在经纬度为 (λ, ϕ) 的站点上预报值。

3. 模式预报的检验与分析

为构建合理的集成模型，先按(1)式进行 ECMWF-thin 模式对云南全省 133 站最低气温预报相关性、平均误差、均方根误差及预报准确率评分检验：

$$\begin{cases} Cor_s = \frac{\sum_{i=1}^N (F_{\lambda,\phi}^{si} - \bar{F}_{\lambda,\phi}^s)(O_{\lambda,\phi}^{si} - \bar{O}_{\lambda,\phi}^s)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (F_{\lambda,\phi}^{si} - \bar{F}_{\lambda,\phi}^s)^2 \sum_{i=1}^N (O_{\lambda,\phi}^{si} - \bar{O}_{\lambda,\phi}^s)^2}} \\ Mer_s = \frac{\sum_{i=1}^N (F_{\lambda,\phi}^{si} - O_{\lambda,\phi}^{si})}{N} \\ Mse_s = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N (F_{\lambda,\phi}^{si} - O_{\lambda,\phi}^{si})^2}}{N} \end{cases} \quad (2)$$

其中 Cor_s 、 Mer_s 、 Mse_s 、 $F_{\lambda,\phi}^{si}$ 、 $\bar{F}_{\lambda,\phi}^s$ 、 $O_{\lambda,\phi}^{si}$ 、 $\bar{O}_{\lambda,\phi}^s$ 分别为模式站点预报与观测间的相关系数，平均误差，均方根误差，模式站点预报值及平均值，站点对应时期的观测实况及平均值， N 为检验的总样本长度。其它为常用符号。

为便于分析模式对云南不同区域站点温度预报相关系数的变化趋势，在滇西北、滇西、滇中、滇东北、滇东、滇东南、滇南分别选取 6 个站点的相关系数检验进行分析(表 1)。

Table 1. Verification correlation coefficient of daily minimum temperature between model forecasts and actual value at different stations in Yunnan

表 1. 云南不同站点日最低气温模式预报值与实况值间的相关系数检验

站点	预报时效/h									
	24	48	72	96	120	144	168	192	216	240
丽江	0.56	0.48	0.43	0.35	0.35	0.21	0.34	0.23	0.36	0.37
大理	0.50	0.47	0.42	0.45	0.50	0.49	0.57	0.48	0.41	0.50
昆明	0.79	0.71	0.70	0.74	0.65	0.60	0.68	0.57	0.28	0.38
曲靖	0.87	0.84	0.86	0.83	0.78	0.84	0.73	0.76	0.58	0.50
昭通	0.77	0.73	0.71	0.67	0.64	0.64	0.69	0.72	0.48	0.49
文山	0.87	0.87	0.81	0.82	0.73	0.79	0.77	0.69	0.69	0.60

由表 1 可见, 模式预报与实况间相关系数随预报时效的延伸呈现波动式减小, 而并非是线性的一致性的降低。譬如滇西的大理, 其 48、72、96 小时的相关均在 0.5 以下, 而 120、168、240 小时均超过 0.5; 滇东北昭通的 168、192 小时的相关均高于 96、120、144 小时, 其它站点也有同样的变化特点。

相关性主要揭示模式预报与实况间变化趋势的一致性, 但不能保障在趋势一致前提下, 误差小。为进一步分析模式预报的准确率, 按照中国气象局预报质量评定办法规定的气温预报误差在 $\pm 2^{\circ}\text{C}$ 内正确, 否则错误的评定标准计算模式对各站点最低气温预报准确率:

$$T_s = \frac{N_r}{N_r + N_w} \times 100\% \quad (3)$$

其中, T_s 、 N_r 、 N_w 分别为集成试验期内的预报准确率、预报正确的总次数和错误的总次数。利用(3)进行预报准确率的检验得表 2。

Table 2. Accuracy score of daily minimum temperature forecast by model for different stations in Yunnan (unit: %)

表 2. 模式对云南不同站点日最低气温预报准确率评分(单位: %)

站点	预报时效/h									
	24	48	72	96	120	144	168	192	216	240
丽江	38.1	35.7	31.0	34.3	33.3	33.3	35.7	41.6	28.6	35.7
大理	40.5	38.1	35.7	38.1	38.1	45.3	45.2	35.7	38.1	47.6
昆明	52.4	57.1	57.1	69.8	61.7	61.9	69.1	54.8	54.8	50.0
曲靖	78.6	81.0	71.3	76.2	71.4	81.6	71.4	69.0	54.8	40.5
昭通	76.2	71.4	69.0	73.8	73.8	71.4	64.3	57.1	50.0	50.0
文山	59.5	50.0	50.0	54.8	45.2	54.8	59.5	42.9	57.1	42.9

由表 2 可见, 模式预报准确率也并非随预报时效延伸而一致性降低, 而是具有显著的波动式降低, 即某些长时效的预报准确率反而高于短时效。比如滇西的大理 48~120 小时准确率均在 40% 以下, 而 144 小时和 168 小时、240 小时均超过 45%, 其站点上的预报准确率也存在波动明显特征。对预报平均误差、均方根误差等的检验也有类似的情况, 这里不再详述。这为我们开展不同时效预报的集成提供了依据。

4. 预报集成试验

对模式预报与实况间相关系数、平均误差、均方根误差、预报准确率等的检验分析表明, 模式的预报精度并非随时效延长而一致性降低, 而是波动式变化的事实为开展多时效集成提供了依据。

近年来国内外利用集合与集成预报技术在降水、气温等要素预报方面均取得了较好的效果, 即便在预报难度较大、不确定因素较多的台风路径预报、短期气候预测等方面, 多模式超级集合预报也有上佳的表现[13] [14] [15]; 李伯平等[24] [25]利用不同集成方法对同一预报对象的集成预报性能进行了对比分析, 表明不同集成方式具有各自的优势。但这些应用主要集中在多模式产品的集合预报技术方面, 而对同一模式多次预报的多时效集成的工作尚不多见; 杞磊等[26]在分析云南寒潮霜冻过程的预报时将 ECMWF-thin 的地面 2 米温度预报进行多时次集成, 其总体效果明显较单一时次的预报好。

4.1. 集成方法的设计

预报集成的意义在于最大限度降低单一预报产品性能的随机性和波动性, 从而获得与实况最接近、预报效果相对好且性能稳定的集成预报结果。其关键在于集成模型的构建。为此我们构造了 6 不同的种

集成模型，并进行集成预报试验和对比检验，试图找出针对特点地区集成效果最佳的集成方法。

方法 1 (M1): 算术平均法

利用随机误差经平均处理会被消除或降低的统计原理，将不同时效对同一对象预报值进行平均以代表集成预报：

$$F_e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N F_i \tag{4}$$

其中 F_e 、 F_i 分别为 N 个预报值的集成和模式第 i 个预报值， N 为模式对同一对象给出的预报总个数。

方法 2 (M2): 误差订正法

统计模式不同时效的预报误差并计算其平均误差值，理论上讲在其预报中扣除平均误差后的值最接近实况：

$$\begin{cases} F_e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i + \bar{\xi}_i) \\ \bar{\xi}_i = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (O_{ik} - F_{ik}) \end{cases} \tag{5}$$

其中 F_e 、 F_i 、 $\bar{\xi}_i$ 、 F_{ik} 、 O_{ik} 分别为 N 个预报的集成、模式第 i 个预报值及对应时效平均误差值、与模式 M 个统计检验中第 i 个预报值及相应的实况， N 为模式对同一对象给出的预报总个数， M 为参与平均误差统计计算的样总数。

方法 3 (M3): 相关系数权重法

以前期不同预报时效的预报与实况间的相关系数为基础，构建与相关成正比关系的集成模型，使相关性好的预报对象权重放大，相关差的集成权重缩小：

$$\begin{cases} C_{Ri} = \frac{\sum_{i=1}^N (F_{si} - \bar{F}_s)(T_{oi} - \bar{T}_o)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (F_{si} - \bar{F}_s)^2 \sum_{i=1}^N (T_{oi} - \bar{T}_o)^2}} \\ w_i = \frac{C_{Ri}}{\sum_{i=1}^N C_{Ri}} \\ F_e = \sum_{i=1}^N w_i * F_{si} \end{cases} \tag{6}$$

其中 C_{Ri} 、 w_i 、 F_e 、 F_{si} 、 \bar{F}_s 、 T_{oi} 、 \bar{T}_o 分别为相关系数、第 i 个集成成员的权重函数、集成预报值、模式站点预报值及其平均值、站点观测实况及其平均值。

方法 4 (M4): 误差订正与相关权重综合法

将侧重预报与实况趋势一致的相关性与侧重预报与实况偏离程度的误差订正结合，使集成模型既注重趋势一致，又保持预报与实况间误差足够小：

$$\begin{cases} F'_i = F_i + \bar{\xi}_i \\ F_e = \sum_{i=1}^N w_i * F'_i \end{cases} \tag{7}$$

(7)中各符号与前面一致，只是在进行相关权重集成前先进行平均误差的订正处理，再以误差订正后的预报值进行相关权重集成。

方法 5 (M5): 准确率评分权重法

以预报准确率为权重函数构造集成模型，使不同对象的预报准确率在集成中得以体现：

$$\begin{cases} T_{si} = \frac{N_r}{N_r + N_w} \times 100\% \\ w_{lsi} = \frac{T_{si}}{\sum_{i=1}^N T_{si}} \\ F_e = \sum_{i=1}^N w_{lsi} * F_i \end{cases} \quad (8)$$

其中 T_{si} 、 w_{lsi} 、 F_e 、 F_i 、 N_r 、 N_w 分别为第 i 个成员的预报准确率、权重函数、集成值、预报值、评分时段内预报正确总次数和预报错误总次数。

方法 6 (M6): 误差订正与准确率评分综合法

与方法 4 的集成思路类似，在准确率权重集成前，先对预报进行统计误差的订正处理，再以订正系列为基础进行评分权重集成：

$$\begin{cases} F'_i = F_i + \bar{\xi}_i \\ F_e = \sum_{i=1}^N w_{lsi} * F'_i \end{cases} \quad (9)$$

4.2. 集成试验及分析

利用 2020 年 9~11 月 ECMWF-thin 对云南省各站日最低气温预报和实况作相关性、平均误差、均方根误差、预报准确率的检验统计，用(4)~(9)式分别构建 6 种不同的集成模型，以所建模型对云南寒潮最集中的 2020 年 12 月 8 日~2021 年 1 月 28 日进行不同站点日最低气温集成预报试验，对试验期数值模式原始预报(未作集成)及 6 种集成模型预报分别与实况进行相关性、平均误差、均方根误差、预报准确率评分检验，以评估不同集成模型的预报效果。表 3 为试验期模式原始预报及 6 种集成预报与实况相关性检验的对比值。

Table 3. Comparison of the correlation coefficients of daily minimum temperature at different stations in Yunnan between its actual value and forecasts from 6 ensemble forecasts (M1~M6) and the model original forecast (M0)

表 3. 云南不同站点日最低气温实况与六种集成预报(M1~M6)及模式原始预报(M0)间的相关系数对比

集成方法	时效/h	024	048	072	096	120	144	168	192	216	240
		M0	0.50	0.47	0.42	0.43	0.49	0.49	0.56	0.48	0.41
大理 (滇西)	M1	0.59	0.59	0.59	0.61	0.62	0.60	0.59	0.60	0.60	0.56
	M2	0.53	0.51	0.51	0.55	0.58	0.61	0.59	0.59	0.52	0.56
	M3	0.47	0.45	0.45	0.50	0.55	0.58	0.54	0.53	0.43	0.48
	M4	0.47	0.45	0.45	0.50	0.55	0.58	0.54	0.53	0.43	0.48
	M5	0.52	0.51	0.50	0.55	0.58	0.61	0.59	0.59	0.53	0.56
	M6	0.47	0.44	0.44	0.50	0.54	0.59	0.54	0.54	0.43	0.48
		M0	0.79	0.71	0.70	0.71	0.65	0.60	0.67	0.57	0.28
昆明 (滇中)	M1	0.77	0.77	0.77	0.76	0.76	0.75	0.74	0.71	0.69	0.65
	M2	0.72	0.72	0.72	0.71	0.71	0.68	0.67	0.67	0.59	0.54

Continued

	M3	0.72	0.72	0.72	0.71	0.70	0.66	0.64	0.63	0.54	0.48
	M4	0.78	0.78	0.78	0.77	0.76	0.74	0.74	0.72	0.69	0.63
	M5	0.68	0.69	0.69	0.68	0.68	0.66	0.66	0.67	0.59	0.54
	M6	0.69	0.70	0.69	0.69	0.68	0.65	0.64	0.65	0.55	0.50
	M0	0.87	0.84	0.85	0.83	0.78	0.82	0.73	0.74	0.58	0.50
曲靖 (滇东)	M1	0.86	0.85	0.86	0.86	0.85	0.84	0.84	0.83	0.86	0.88
	M2	0.85	0.85	0.85	0.86	0.86	0.81	0.79	0.77	0.73	0.73
	M3	0.86	0.86	0.86	0.87	0.86	0.81	0.77	0.74	0.70	0.71
	M4	0.87	0.86	0.86	0.85	0.85	0.83	0.82	0.81	0.83	0.86
	M5	0.84	0.85	0.85	0.86	0.86	0.82	0.79	0.77	0.73	0.73
	M6	0.86	0.86	0.86	0.87	0.86	0.81	0.77	0.75	0.71	0.71
	M0	0.77	0.73	0.71	0.67	0.64	0.64	0.69	0.70	0.48	0.49
昭通 (滇东北)	M1	0.77	0.77	0.76	0.74	0.72	0.72	0.73	0.72	0.71	0.71
	M2	0.78	0.78	0.77	0.75	0.74	0.74	0.74	0.73	0.74	0.74
	M3	0.79	0.79	0.78	0.77	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75
	M4	0.78	0.79	0.78	0.76	0.74	0.74	0.74	0.72	0.71	0.70
	M5	0.78	0.77	0.77	0.75	0.73	0.74	0.73	0.73	0.73	0.73
	M6	0.79	0.79	0.78	0.77	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75
	M0	0.87	0.87	0.82	0.82	0.76	0.78	0.77	0.69	0.69	0.60
文山 (滇东南)	M1	0.86	0.87	0.87	0.87	0.85	0.85	0.85	0.85	0.85	0.86
	M2	0.84	0.83	0.83	0.82	0.81	0.80	0.75	0.69	0.58	0.54
	M3	0.83	0.83	0.82	0.81	0.80	0.77	0.71	0.62	0.49	0.44
	M4	0.86	0.87	0.86	0.86	0.85	0.85	0.84	0.83	0.83	0.84
	M5	0.83	0.83	0.82	0.82	0.81	0.80	0.77	0.71	0.60	0.56
	M6	0.83	0.83	0.82	0.81	0.80	0.78	0.73	0.65	0.53	0.47
	M0	0.87	0.87	0.82	0.82	0.76	0.78	0.77	0.69	0.69	0.60

由试验期内 6 种集成预报(M1~M6)和模式原始预报(M0)对云南不同站点日最低气温预报与实况间相关性的检验可见,各集成预报均较模式集成预报有不同程度的改进。总体而言,随着预报时效的延长,改进的效果更好。但不同集成模型对相同站点的集成效果不同,同一集成模型对不同站点预报的改进也不同,甚至存在某些站点某一时效内的集成效果反不如模式原始预报的偶尔现象。

相关检验在一定程度上反映出预报与实况间趋势的吻合度,但仍难以全面衡量实际预报能力。为进一步评估各集成模型的预报性能,对 6 种集成预报和模式原始预报结果作预报评分对比分析如图 1。

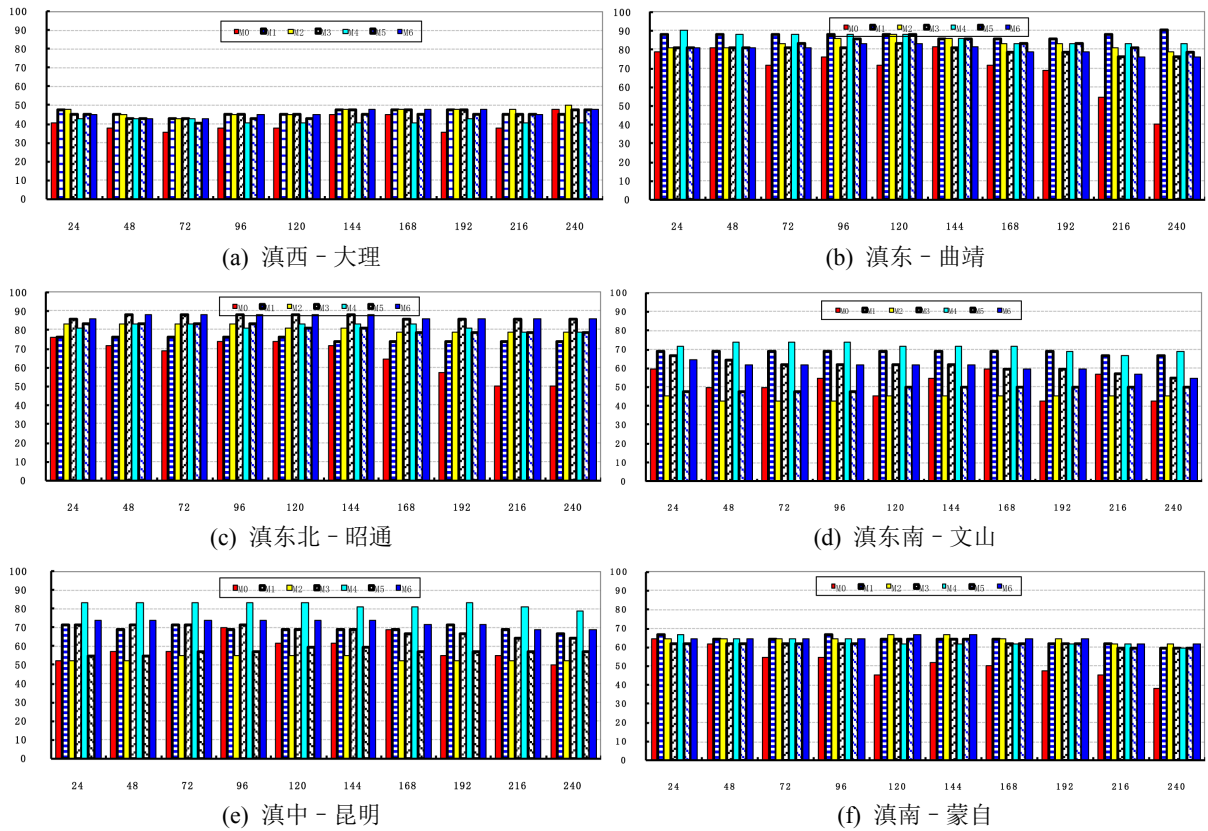


Figure 1. Comparison of accuracy of six ensemble forecasts (M1~M6) and original model forecast (M0) for daily minimum temperature forecast at different stations in Yunnan Province (ordinate is forecast accuracy, unit: %; abscissa is forecast time, unit: hour)

图 1. 6 种集成预报(M1~M6)与模式原始预报(M0)对云南不同站的点日最低气温预报准确率对比图(纵坐标为预报准确率, 单位: %; 横坐标为预报时效, 单位: 小时)

从预报准确率评分可见, 6 种集成预报均较模式原始预报有显著提高, 从区域看, 提高最大的是滇中、滇东北、滇东、滇南, 而滇西地区提高程度较小; 如滇东北昭通模式原始预报准确率在 50%~70%之间, 集成预报准确率普遍在 77%~88%之间; 滇东南的文山, 模式预报准确率在 50%~60%之间, 集成预报的准确率提升至 60%~77%; 而滇西的大理, 模式预报准确率在 35%~45%之间, 集成预报准确率也只有 40%~50%; 从时效看, 较长时效的预报集成改进效果比短时效的更好。总体而言, 既考虑预报误差订正、又考虑准确率评分和相关趋势的综合集成效果最好, 性能较稳定。

5. 结果与讨论

通过模式对云南不同站点最低气温预报的综合检验表明, 同一模式在不同地区的预报能力不同、在同一地区不同时效的预报效果也不同, 模式预报能力随预报时效的延长总体呈下降趋势, 但并非一致性下降, 而是波动式下降, 这为开展多时次集成提供了依据和可能。

集成预报对比试验表明, 各种集成方法均较未集成的模式原始预报有不同程度的改进, 但不同集成模型的改进效果不同, 同一集成模型对不同站点的预报改进不同, 对同一站点在不同预报时效的预报改进也不同, 因此在具体选择集成方法时, 建议不同地区的站点, 经试验后选择不同的集成模型。

从多个集成模型对多个站点集成预报的相关性和预报准确率评分看, 其共同的特点是无论何种集成模型还是何处的站点, 长预报时效的集成预报改进均较短时效改进明显, 这对我们参考集成预报具有很

好的指导意义。

致 谢

本工作获得云南基层台站气象科技创新与能力提升计划项目 STIAP202203 和 STIAP202202 的联合资助；云南省气象信息中心为工作提高云南各站点日最低气温观测资料和有关的数值预报产品资料；云南省气象台梁红丽等专家给予帮助，在此一并致谢。本工作获得云南基层台站气象科技创新与能力提升计划项目 STIAP202203 和 STIAP202202 的联合资助；云南省气象信息中心为工作提高云南各站点日最低气温观测资料和有关的数值预报产品资料；云南省气象台梁红丽等专家给予帮助，在此一并致谢。

基金项目

云南省基层台站气象科技创新与能力提升计划项目：STIAP202202、STIAP202203 共同资助。

参考文献

- [1] Lorenz, E.N. (1965) A Study of the Predictability of 28-Variable Atmosphere Model. *Tellus*, **17**, 321-333.
- [2] Epstein, E.S. (1969) Stochastic Dynamic Prediction. *Tellus*, **21**, 739-759.
- [3] Leith, C. (1974) Theoretical Skill of Monte Carlo Forecasts. *Monthly Weather Review*, **102**, 409-418. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1974\)102<0409:TSOMCF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1974)102<0409:TSOMCF>2.0.CO;2)
- [4] Hoffman, R.N. and Kalnay, E. (1983) Lagged Average Forecasting, an Alternative to Monte Carlo Forecasting. *Tellus*, **35A**, 100-118.
- [5] Brown, B.G. and Murphy, A.H. (1996) Improving Forecasting Performance by Combining Forecasts: The Example of Road-Surface Temperature Forecasts. *Meteorological Applications*, **3**, 257-266. <https://doi.org/10.1002/met.5060030307>
- [6] Du, J., Mullen, S.L. and Sanders, F. (1997) Short-Range Ensemble Forecasting of Quantitative Prediction. *Monthly Weather Review*, **125**, 2457-2459. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1997\)125<2427:SREFOQ>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1997)125<2427:SREFOQ>2.0.CO;2)
- [7] Krishnamurti, T.N., Kishtawal, C.M., LaRow, E., et al. (1999) Improved Weather and Seasonal Climate Forecasts from Multimodel Superensemble. *Science*, **285**, 1548-1550. <https://doi.org/10.1126/science.285.5433.1548>
- [8] Krishnamurti, T.N., Kishtawal, C.M., Zhang, Z., et al. (2000) Multimodel Ensemble Forecasts for Weather and Seasonal Climate. *Journal of Climatology*, **13**, 4196-4216. [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(2000\)013<4196:MEFFWA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2000)013<4196:MEFFWA>2.0.CO;2)
- [9] Krishnamurti, T.N., Gnanaseslan, C. and Chakraborty, A. (2007) Prediction of the Diurnal Change Using a Multimodel Superensemble. Part I: Prediction. *Monthly Weather Review*, **135**, 3613-3632. <https://doi.org/10.1175/MWR3446.1>
- [10] Hamill, T.M., Whitaker, J.S., Fiorino, M. and Benjamin, S.G. (2011) Global Ensemble Predictions of 2009's Tropical Cyclones Initialized with an Ensemble Kalman Filter. *Monthly Weather Review*, **139**, 668-688. <https://doi.org/10.1175/2010MWR3456.1>
- [11] 危国飞, 刘会军, 潘宁, 冷典颂, 等. 台风路径数值预报实时订正技术及其集成应用[J]. 大气科学, 2021, 45(1): 195-204.
- [12] 高山红. 一种动态权重的台风集成预报方法[J]. 海岸工程, 2018, 37(3): 1-13.
- [13] Peng, P., Kumar, A. and van den Dool, H. (2002) An Analysis of Multimodel Ensemble Predictions for Seasonal Climate Anomalies. *Journal of Geophysical Research*, **107**, ACL18-1-ACL18-12. <https://doi.org/10.1029/2002JD002712>
- [14] 文彩虹, 杨修群. 使用 ECMWF 集合预报数据集估计全球季节平均气候异常的潜在可预报性[J]. 气象科学, 2003, 23(4): 379-391.
- [15] 吉廷艳, 熊方, 黄继用. 一种短期气候预测集成技术的应用研究[J]. 高原气象, 2002, 21(5): 522-525.
- [16] Van den Dool, H.M. and Rukhovets, L. (1994) On the Weights for an Ensemble-Averaged 6-10-Day Forecast. *Weather and Forecasting*, **9**, 457-465. [https://doi.org/10.1175/1520-0434\(1994\)009<0457:OTWFAE>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0434(1994)009<0457:OTWFAE>2.0.CO;2)
- [17] 詹国飞, 刘会军, 吴启树, 等. 多模式降水分级最优化权重集成预报技术[J]. 应用气象学报, 2020, 31(6): 668-680.
- [18] 段明铿, 王盘兴. 一种新的集合预报权重平均方法[J]. 应用气象学报, 2006, 17(4): 488-493.
- [19] 郝翠, 张迎新, 王在文, 等. 最优集合预报订正方法在客观温度预报中的应用[J]. 气象, 2019, 45(8): 1085-1092.

-
- [20] 吴启树, 韩美, 刘铭, 等. 基于评分最优化的模式降水预报订正算法对比[J]. 应用气象学报, 2017, 28(3): 306-317.
- [21] 杨松, 杞明辉, 等. 误差订正在预报集成中的应用研究[J]. 气象, 2003, 29(12): 22-25.
- [22] 马清, 龚建东, 李莉, 等. 超级集合预报的误差订正与集成研究[J]. 气象, 2008, 34(3): 42-48.
- [23] 杞明辉, 徐美玲, 程建刚, 等. 天气预报集成技术和方法应用研究[M]. 北京: 气象出版社, 2006: 77-87.
- [24] 李佰平, 智协飞. ECMWF 模式地面温度预报的四种误差订正方法的比较研究[J]. 气象, 2012, 38(8): 897-902.
- [25] 盛春岩, 范苏丹, 荣艳敏, 等. 几种温度客观预报方法对比及集成预报研究[J]. 气象, 2020, 46(10): 1351-1361.
- [26] 杞磊, 章立新, 等. 云南一次寒潮及持续性霜冻天气过程分析[J]. 云南气象, 2021, 40(2): 1-9.
- [27] 智协飞, 黄闻. 基于卡尔曼滤波的中国区域气温和降水的多模式集成预报[J]. 大气科学学报, 2019, 42(2): 197-206.
- [28] 唐娴, 周荣卫, 何晓凤, 等. 多源降水集成预报技术应用研究[J]. 气象与环境学报, 2021, 37(4): 26-32.
- [29] 赵声蓉. 多模式温度集成预报[J]. 应用气象学报, 2006, 17(1): 52-58.
- [30] 智协飞, 王田, 季焱. 基于深度学习的中国地面气温的多模式集成预报研究[J]. 大气科学学报, 2020, 43(3): 435-446.
- [31] 赵渊明, 漆梁波. 短时强降水概率预报的多模式集成技术研究[J]. 气象, 2021, 47(5): 529-538.