

# 基于数值模式误差分析的气温预报方法

蔡凝昊<sup>①②</sup>, 俞剑蔚<sup>①②\*</sup>

① 江苏省气象台, 江苏 南京 210008;

② 南京大气科学联合研究中心, 江苏 南京 210009

\* 联系人, E-mail: radargroup@foxmail.com

2019-03-05 收稿, 2019-06-14 接受

北极阁开放研究基金-南京大气科学联合研究中心基金资助项目 (NJCAR2016ZD04); 华东区域气象科技协同创新基金合作项目 (QYHZ201602)

**摘要** 采用欧洲中期天气预报中心 (ECMWF) 全球确定性预报模式地面气温和国家地面站点观测资料, 对模式初值场误差、历史误差以及卡尔曼滤波预测误差与实况误差之间的相关性进行分析, 设计了 4 种回归方案订正日最高、最低气温预报偏差, 并与 ECMWF、中央气象台和全国城镇的预报产品进行了检验对比。结果表明: 采用了模式近 1~3 d 最高 (最低) 气温和模式最高 (最低) 气温历史平均误差、初值场误差以及卡尔曼滤波反演误差作为预报因子的改进方案效果最优, 经对其 2017 年日最高和最低气温的预报检验, 预报准确率较 ECMWF 原始模式预报有明显提高, 也明显优于中央气象台指导预报。在空间分布方面, 其对地形较为复杂地区的改进效果更好。同时, 与当前业务中质量最好的全国城镇预报相比, 最高气温预报平均绝对偏差 (Mean Absolute Error, MAE) 较全国城镇预报低 8.24%~13.97%, 预报准确率提高 1.24%~3.57%, 日最低气温平均绝对偏差较城镇预报低 9.43%~17.69%, 预报准确率提高 1.77%~2.72%。在 3 d 的预报中, 对 24 h 时效内预报相对于 48 h 和 72 h 的改进幅度更大, 订正效果更加明显。

**关键词**

偏差订正;  
线性回归;  
初值场误差;  
卡尔曼滤波

近十年来, 数值天气预报技术发展迅猛, 模式预报要素不断丰富, 时间和空间分辨率不断提升, 伴随集合预报技术的发展, 有效预报时效不断延伸, 各要素预报准确率也有了大幅度的提升。不过, 相对于当前社会对要素预报精细化及精准度的需求, 数值模式要素预报与实况观测的差距仍然较大 (穆穆等, 2011)。为了提高预报的准确率, 除了不断改进数值预报模式本身, 针对模式产品进行后处理偏差订正是能明显改善预报准确率的一个重要途径, 长期以来也是数值模式研究领域里的一个重要研究方向, 在过去已取得了大量的研究成果。气温预报是天气预报的一项主要内容, 特别是地面日最高、最低气温预报一直都是公众以及一些专业用户关注度最高的预报项目之一, 目前国内外科学家针对确定性

预报模式和集合预报气温预报方法开展了很多订正方法方面的研究, 应用统计及物理方法减小日最高、最低气温预报的偏差是数值预报后处理的重要研究方向之一 (林春泽等, 2009; 智协飞和陈雯, 2010; 智协飞等, 2013; Krishnamurti et al., 2016; 张颖超等, 2017)。赵声蓉 (2006) 采用神经网络方法建立了全国温度集成预报系统, 为预报员提供预报参考。智协飞等 (2009, 2013) 和 Zhi et al. (2012) 利用 ECMWF、JMA、NCEP 和 UKMO 四个中心的资料开展超级集合预报实验, 发现其对 24~168 h 预报效果有明显提升。李佰平和智协飞 (2012) 对 ECMWF 气温预报的四种误差订正方法进行了比较研究, 发现在短期预报中仅考虑最新预报结果的一元线性回归方法优于多元集成预报订正方法。研究表明多模式集

**引用格式:** 蔡凝昊, 俞剑蔚, 2019. 基于数值模式误差分析的气温预报方法 [J]. 大气科学学报, 42(6): 864-873.

Cai N H, Yu J W, 2019. Temperature forecasting method based on numerical model bias analysis [J]. Trans Atmos Sci, 42(6): 864-873. doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20190305001. (in Chinese).

成预报在中期或延伸期上具有较好的性能(Arribas et al., 2005; Bowler et al., 2008; 吉璐莹等, 2017; 智协飞等, 2018b)。张庆奎等(2008)的研究指出卡尔曼滤波方法对温度的季节变化和数值模式变化等的适应性较好,但存在滞后时间长的缺点。翟宇梅等(2014)通过在模型中增加遗忘因子的方法解决建模数据时间过长导致的“数据饱和”现象,提高了模型的预报准确率。而针对同样的问题,预报员在业务中经常将实况误差纳入预报考虑之中,也是有效的解决方案之一。综合以上研究,在气温的短期预报方面,线性回归方法较多元集成预报订正方法具有更多优势,并且卡尔曼滤波方法和初值场误差可以有效反映数值模式短期和当前起报时刻的误差变化情况。

研究发现,确定性数值模式和集合预报直接输出的气温预报有时存在时间跳跃性和不一致性较强等问题(郭换换等, 2016a, 2016b; 智协飞等, 2018a),从而导致预报产生较大的偏差。例如,欧洲中心(ECMWF)全球确定性预报模式是业务台站进行气温预报时参考的重要模式,是众多数值模式中性能较为稳定、预报准确率较高的模式,但在某一段时间某个区域内会存在预报偏差持续较大的现象。2018年1月29日20时的24 h预报在安徽中部和江苏西南部地区预报了 $-16^{\circ}\text{C}$ 以下的负值中心,与实况不符,比实况偏低了平均 $6\sim 8^{\circ}\text{C}$ ,最大误差值达到 $10^{\circ}\text{C}$ 左右,远低于平时的模式预报水平。而且当时次预报的2 m气温初值场也在同一区域出现了偏差 $6\sim 9^{\circ}\text{C}$ 的问题,该问题在随后数日预报中持续出现。

针对模式气温预报在某一段时间里偏差较大和准确率低的问题,本文基于欧洲中心确定性模式预报产品,采用卡尔曼滤波和多元线性回归方法对日最高、最低气温预报进行订正,考虑引入模式邻近预报误差、模式历史误差、卡尔曼滤波预测误差以及模式初值场误差等新预报因子,通过各种误差与预报误差的相关性进行分析,分别建立四种订正模型方案进行试报效果对比,结果表明新方法较为明显地提升了日最高、最低气温预报的准确率,并且明显的优于现有主要业务预报产品。

## 1 资料和方法

### 1.1 资料

数值预报资料采用了中国气象局下发的ECMWF高分辨率数值预报全国范围的2 m气温初

值场、2 m最低气温和2 m最高气温逐6 h预报等预报要素。资料时间段为2015年1月至2017年12月,每日2次预报,起报时刻分别为每日08:00和20:00(北京时间,下同),空间水平分辨率 $0.125^{\circ}\times 0.125^{\circ}$ ,时间分辨率为6 h,并采用Cressman客观插值方法将格点资料插值到检验站点。

选取了全国2 436个国家地面气象站的近3 a的观测资料作为训练和检验数据。除此以外,由于ECMWF细网格资料推送到业务处理系统的时间与起报时刻存在7 h左右的延迟,因此将ECMWF模式12~84 h的最高、最低温度预报应用于1~3 d的预报订正当中。

### 1.2 方法

#### 1.2.1 初值场误差定义

将ECMWF的2 m气温初值站点插值结果与其起报时刻的站点实况观测气温相减,得到该时次预报的2 m气温初值场站点误差,具体公式如下,

$$B_{t_0} = F_{t_0} - O_{t_0}. \quad (1)$$

式中: $F_{t_0}$ 为ECMWF在 $t_0$ 时刻的2 m气温初值; $O_{t_0}$ 为在 $t_0$ 时刻的2 m气温实况观测值; $B_{t_0}$ 即为所求得的初值场误差。

#### 1.2.2 多元线性回归方法

在多元线性回归建模过程中,以2015年1月至2016年12月的数据作为(离线 off-line)基础训练集,2017年1月至同年12月的数据为(在线 on-line)测试集进行逐日建模,并将测试时刻之前的2017年测试集数据也补充至训练集中,逐日滚动建立各检验站点上某一预报时刻的日最高气温和最低气温误差的多元线性回归方程:

$$B_i = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \cdots + b_k x_k + e. \quad (2)$$

式中: $B_i$ 为*i*时效的日最高、最低气温误差订正值; $b_0$ 为常数项; $b_1, b_2, \cdots, b_k$ 为预报因子 $x_1, x_2, \cdots, x_k$ 的回归系数; $e$ 则为误差项。预报因子选取根据不同回归方案有所增减,在第4节中具体讨论。

#### 1.2.3 卡尔曼滤波递减平均方法

卡尔曼滤波递减平均法对订正时刻的各站点递减平均偏差进行估计,从而对该时刻的日最高、最低气温进行订正。其递减平均误差计算方法如下:

$$B_{\text{KLM}, t_0} = (1-w) B_{\text{KLM}, t_0-1} + w(f-o). \quad (3)$$

式中: $B_{\text{KLM}, t_0-1}$ 为上一订正时刻的递减平均误差; $(f-o)$ 为最近时刻预报与实况的偏差; $w$ 为权重系数。本文中进行了关于权重系数 $w$ 取值的优选实验,在0.01~0.4范围内以0.01为步长,并根据其不同取值检验近30 d的1~3 d日最高、最低温度准确率,

优选其中预报准确率最高时所对应的  $w$  值作为当前时刻的权重系数。

## 2 误差分析与回归因子选取

### 2.1 初值场误差分析

运用公式(1)计算得到 2015—2017 年 ECMWF 细网格 08 时和 20 时两个起报时刻的温度初值场误差,并对其与当次预报 1~3 d 最高、最低气温误差(文中称为实况误差)的相关性特征进行研究(图 1)。从图 1a 可见,起报时刻为 08 时的 1~3 d 最高气温误差与其初值场误差相关性较小,均分布于 0 值略偏向正相关一侧,而且峰值频率值随预报时效延长有所提高;而 08 时初值场误差与最低气温误差的相关分布(图 1b)则在 1 d 时呈现明显的正相关关系,2~3 d 的区别不大,其峰值偏向正相关一端。对于起报时刻为 20 时的预报,初值场误差与 1 d 最高气温误差的相关系数分布(图 1c)峰值位于 0.25 左右,随预报时效的延长其相关系数也逐渐减小,并

且分布区域也更为狭窄,峰值时的频率取值也更高。相较于最高气温误差的结果,1~3 d 初值场误差与最低气温误差相关分布(图 1d)随时效的变化较小,其相关系数分布峰值略小于最高气温误差的结果。本文采用 2015—2017 年 3 a 的数据,总体样本时间较长,最高、最低气温的出现时间总体符合气温平均日变化规律。因此,可以假设 1 d 内的最高气温出现在下午,而最低气温则出现在清晨。08 时起报的数值预报其 1 d 预报时间为当日 20 时至次日 20 时,其最高气温应出现在次日下午,与起报时刻相隔 30 h 左右,而最低气温出现在次日清晨,相距起报时刻 20 h 以内。依此类推,20 时起报的 1 d 最高气温与起报时刻相距 20 h 以内,最低气温则相隔 30 h 左右。所以,当距离起报时刻更近时,初值场误差与最高、最低气温误差的相关性更高。同时,最高气温与初值场误差相关性随预报时效的衰减相较于最低温度更明显。

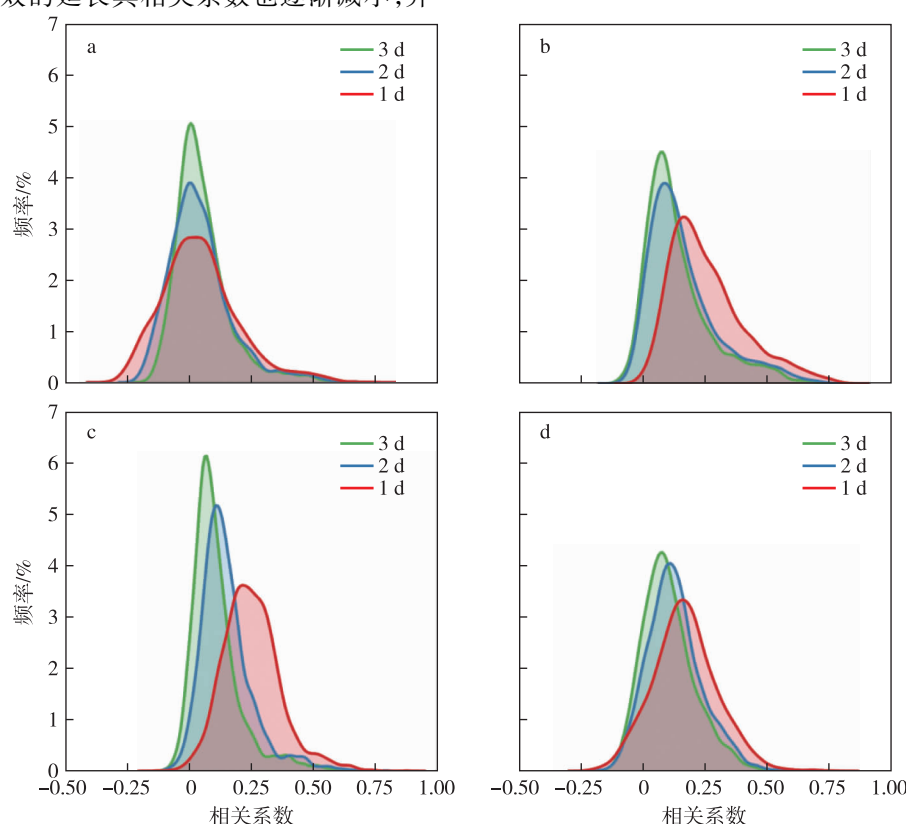


图 1 模式 08 时起报 1~3 d 日最高气温(a)及日最低气温(b),20 时起报 1~3 d 日最高气温(c)及最低气温(d)实况误差与初值场误差相关系数概率密度分布

Fig.1 Probability distribution of correlation coefficient between initial field bias and real-time bias of maximum and minimum temperature 1—3 d forecasting, which shows the (a) maximum temperature forecast at 08:00 BST, (b) minimum temperature forecast at 08:00 BST, (c) maximum temperature forecast at 20:00 BST, and (d) minimum temperature forecast at 20:00 BST

## 2.2 模式误差分析

不同起报时刻的数值模式对同一时刻实况进行多次预报,这里将当前模式起报时刻之前 24 h、48 h 和 72 h 起报数值模式对前一日最高、最低气温的预报与观测实况之间的误差分别称为 12~36 h、36~60 h 和 60~84 h 历史误差。本小节将分析 1~3 d 日最高、最低气温实况误差与历史误差之间的相关性。

通过公式(4)分别计算 1~3 d 日最高、最低气温与实况之间的误差,然后对模式前 3 d 起报的 12~84 h 最高、最低气温误差与当次误差求相关系数。

$$B_{t_{\max}/t_{\min}} = F_{t_{\max}/t_{\min}} - O_{t_{\max}/t_{\min}} \quad (4)$$

图 2 为 1~3 d 模式实况误差与历史误差相关系数概率密度分布。由于所对应实况均为同一日观测的,12~36 h 历史误差对应当前起报时刻前 1 d 的数值预报,而对于 36~60 h 和 60~84 h 时效预报,分

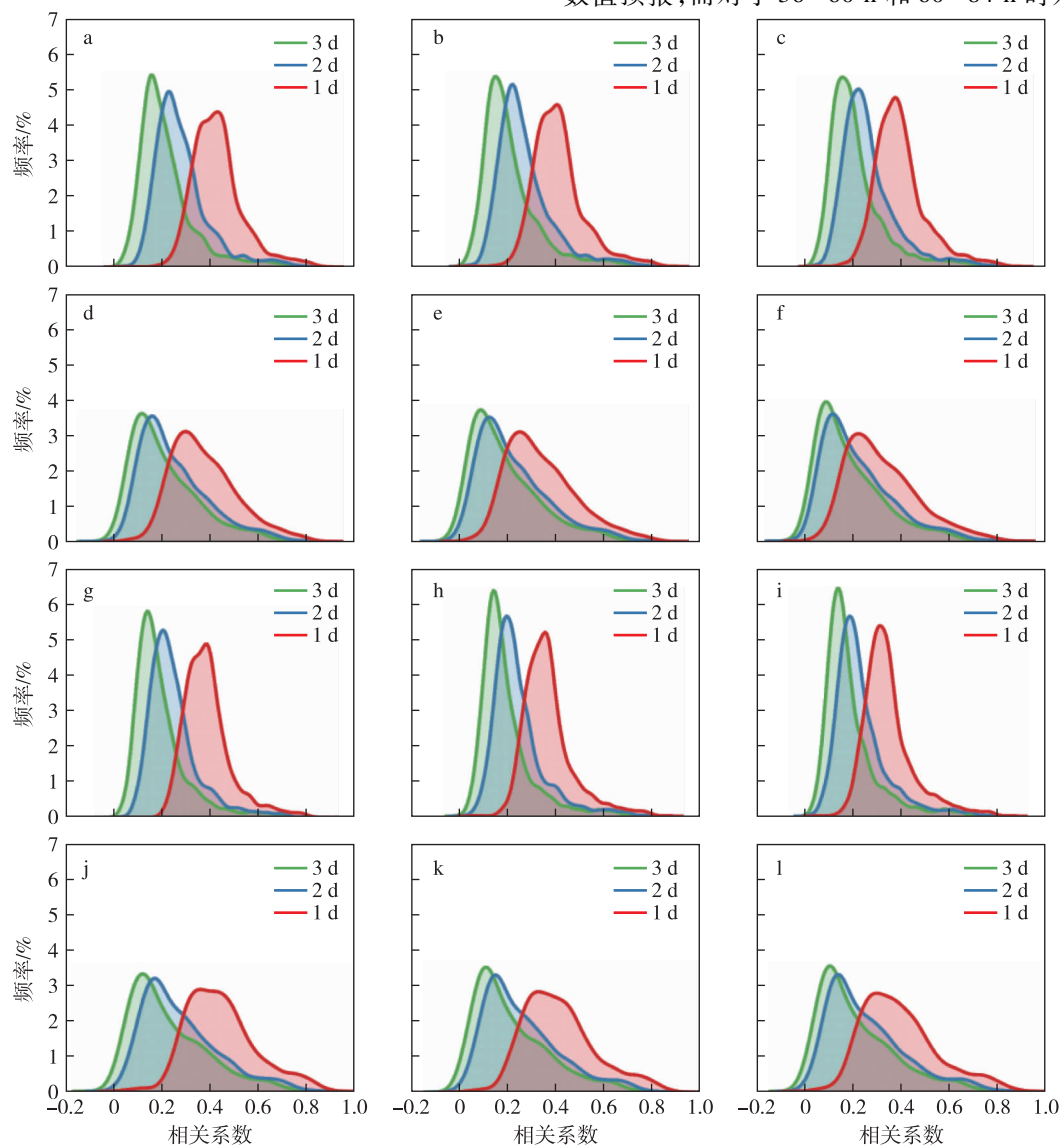


图 2 模式 08 时起报 1~3 d 日最高气温实况误差与 12~36 h(a)、36~60 h(b)以及 60~84 h(c)历史误差,08 时起报 1~3 d 日最低气温实况误差与 12~36 h(d)、36~60 h(e)以及 60~84 h(f)历史误差,20 时起报 1~3 d 日最高气温实况误差与 12~36 h(g)、36~60 h(h)以及 60~84 h(i)历史误差,20 时起报 1~3 d 日最低气温实况误差与 12~36 h(j)、36~60 h(k)以及 60~84 h(l)历史误差的相关系数概率密度分布

Fig.2 Probability distribution of correlation coefficient between real-time bias and historical bias of 1—3 d forecasting of maximum and minimum temperature 1—3 d forecasting; (a), (b) and (c) are the maximum temperature forecast at 08:00 BST with 12—36 h, 36—60 h and 60—84 h historical bias; (d), (e) and (f) are the minimum temperature forecast at 08:00 BST with 12—36 h, 36—60 h and 60—84 h historical bias; (g), (h) and (i) are the maximum temperature forecast at 20:00 BST; and (j), (k) and (l) are the minimum temperature forecast at 20:00 BST

别对应当前起报时刻之前第 2 日与第 3 日的数值预报。

从图中可以看出,1~3 d 相关系数均明显偏向正相关一侧,并且其概率分布峰值随预报时效增加递减。对比 08 时和 20 时起报的日最高、最低气温误差相关概率密度分布情况,发现 08 时起报最高气温(图 2a,2b,2c)正相关略大于 20 时起报最高气温(图 2g,2h,2i),而 08 时起报最低气温正相关(图 2d,2e,2f)则与 20 时预报(图 2j,2k,2l)大体相当。对比最高、最低气温实况与历史误差相关系数概率密度分布形态,发现最高气温误差的分布较之最低气温误差明显偏窄,频率峰值也更大。与此同时,比较相同起报时刻的不同时效预报可以发现,随着当次预报时效的延长,其与下一时次最高、最低气温预报的误差相关性都有所减弱。

### 2.3 卡尔曼滤波递减平均方法误差分析

利用公式(3)计算得到 2015—2017 年逐日卡尔曼滤波递减平均误差,并对其与模式当次预报 1~

3 d 最高、最低气温实况误差的相关性特征进行分析(图 3)。发现 08 时和 20 时起报预报的相关系数概率密度分布较为相似,最高气温(图 3a,3c)1 d 预报的频率峰值均在 0.4 附近,最低气温(图 3b,3d)1 d 预报的频率峰值均在 0.3 左右,并都呈现随时间相关性递减的情况,而且最高气温正相关性略大于最低温度,其分布宽度也较最低气温更窄。

综上所述,卡尔曼滤波预测误差和模式历史误差与模式实况误差的相关性在数值、衰减速度方面表现相当。12~36 h 相关系数在 0.4 左右,36~60 h 相关系数减少到 0.2~0.3 之间,60~84 h 相关系数维持在 0.2 左右,因此可以选取作为预报因子。值得注意的是,由于起报时刻距离预报时刻较远,20 时起报日最高气温和 08 时起报日最低气温的相关性弱于 08 时起报日最高气温和 20 时起报日最低气温。而初值场误差与模式实况误差的相关性明显低于前两者,仅与其他因子落后 48 h 的相关性相当,但是考虑到只有初值场误差包含了当次数值模式的

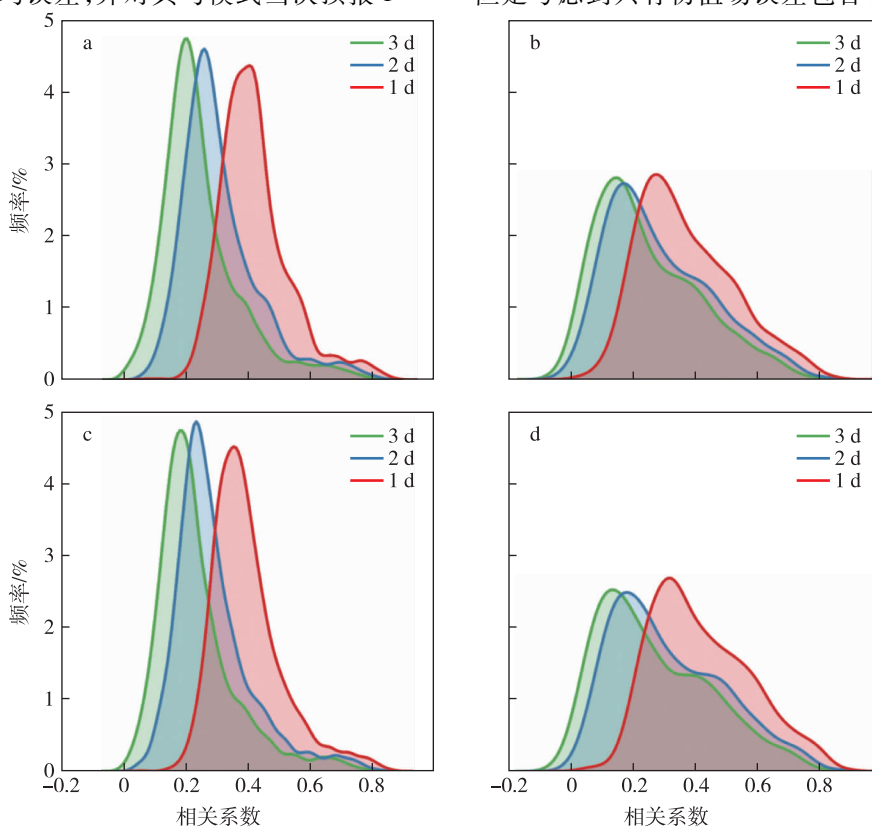


图 3 模式 08 时起报 1~3 d 日最高气温(a)、08 时起报 1~3 d 日最低气温(b)、20 时起报 1~3 d 日最高气温(c)以及 20 时起报 1~3 d 日最低气温(d)实况误差与卡尔曼滤波预测误差相关系数概率密度分布

Fig.3 Probability distribution of correlation coefficient between Kalman filter prediction bias and real-time bias of maximum and minimum temperature 1—3 d forecasting, which shows the (a) maximum temperature forecast at 08:00 BST, (b) minimum temperature forecast at 08:00 BST, (c) maximum temperature forecast at 20:00 BST, and (d) minimum temperature forecast at 20:00 BST

误差信息,并且本文主要解决模式初值场出现较大偏差的问题,因此将其选为预报因子之一。与此同时,当次模式预报的1~3 d最高、最低气温预报值显然也会影响其预报误差,故也选为预报因子。

### 3 回归方案对比和改进

#### 3.1 方案设计

根据第二节各个预报因子的误差相关性分析,将模式预报1~3 d最高、最低气温的初值场误差,卡尔曼滤波反演误差以及模式历史误差作为回归方案的备选因子进行回归建模。为了检验初值场误差和卡尔曼滤波反演误差对1~3 d日最高最低气温预报建模效果的影响,设计了以下4种统计回归的预报因子方案:

初始方案:采用模式预报1~3 d最高、最低气温和模式最高、最低气温历史误差作为预报因子进行统计建模。

改进方案一:在初始方案的基础上增加初值场误差作为预报因子进行统计建模。

改进方案二:在改进方案一的基础上增加卡尔曼滤波反演误差作为预报因子进行统计建模。

改进方案三:在初始方案的基础上增加初值场误差和卡尔曼滤波反演误差共同作为预报因子进行统计建模。

#### 3.2 检验与分析

为了评估不同回归方案的预报性能,本文除了预报平均绝对误差  $E_{MA}$  (Mean Absolute Error, MAE)和均方根误差  $E_{RMS}$  (Root-Mean-Square Error, RMSE)外,还应用气温预报小于等于2℃准确率 ( $F_a$ )进行检验,具体公式如下:

$$E_{MA} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_{obs,i} - x_{model,i}| \quad (5)$$

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{obs,i} - x_{model,i})^2} \quad (6)$$

$$F_a = \frac{N_\tau}{N_t} \times 100\% \quad (7)$$

其中: $x_{obs}$ 为实况观测值; $x_{model}$ 为模型预报值; $F_a$ 为最高、最低温度预报绝对偏差不超过2℃的百分比; $N_\tau$ 为预报最高、最低温度与实况最高、最低温度之间不超过±2℃的次数; $N_t$ 为预报的总次数。

表1列出上述4种方案1~3 d日最高气温和最低气温预报均方根误差及气温预报准确率的情况。从中可以看出,除20时起报的3 d日最高气温准确率改进方案二略优于改进方案三以外,其他各起报时刻的不同预报时效最高、最低气温RMSE和预报准确率均呈现3种改进方案优于初始方案,并且改进方案三最优,改进方案二次优的检验结果。综合对比08时起报和20时起报的最高气温预报检验结果发现,20时起报的1~2 d预报的RMSE和预报准确率均高于08时起报结果,而08时3 d预报的RMSE和预报准确率表现则不一致,其中RMSE略优于20时,预报准确率则略逊于20时。通过对比不同起报时刻最低气温检验结果发现,20时起报1~3 d预报的RMSE和预报准确率均优于08时。

总体而言,改进方案三最优,改进方案二次优,3个改进方案均较初始方案有所改善,其改进效果在起报时刻、预报时效以及最高、最低气温要素上均表现得较为稳定,仅在20时起报的日最高气温预报预报准确率检验中出现了改进方案二优于改进方案三的情况。

表1 2017年初始方案与改进方案的1~3 d日最高气温和最低气温预报检验

Table 1 Verification results of daily maximum and minimum temperature 1—3 d forecast of original scheme, improved scheme 1, improved scheme 2 and improved scheme 3 of 2017

| 起报时刻 | 时效/<br>d | 日最高气温   |      |      |      |         |       |       |       | 日最低气温   |      |      |      |         |       |       |       |
|------|----------|---------|------|------|------|---------|-------|-------|-------|---------|------|------|------|---------|-------|-------|-------|
|      |          | 均方根误差/℃ |      |      |      | 预报准确率/% |       |       |       | 均方根误差/℃ |      |      |      | 预报准确率/% |       |       |       |
|      |          | 初始      | 改进一  | 改进二  | 改进三  | 初始      | 改进一   | 改进二   | 改进三   | 初始      | 改进一  | 改进二  | 改进三  | 初始      | 改进一   | 改进二   | 改进三   |
| 08 时 | 1        | 1.57    | 1.56 | 1.55 | 1.54 | 80.86   | 81.16 | 81.34 | 81.60 | 1.44    | 1.43 | 1.40 | 1.40 | 83.26   | 83.44 | 84.14 | 84.22 |
|      | 2        | 1.85    | 1.84 | 1.83 | 1.82 | 73.81   | 73.94 | 74.41 | 74.54 | 1.62    | 1.61 | 1.57 | 1.57 | 78.87   | 79.02 | 79.87 | 79.93 |
|      | 3        | 2.03    | 2.02 | 2.02 | 2.01 | 69.54   | 69.66 | 70.06 | 70.11 | 1.73    | 1.72 | 1.69 | 1.68 | 76.25   | 76.30 | 77.06 | 77.07 |
| 20 时 | 1        | 1.53    | 1.52 | 1.51 | 1.50 | 82.23   | 82.59 | 82.76 | 83.10 | 1.34    | 1.33 | 1.32 | 1.31 | 85.79   | 85.98 | 86.50 | 86.57 |
|      | 2        | 1.84    | 1.84 | 1.82 | 1.81 | 74.45   | 74.57 | 75.14 | 75.23 | 1.56    | 1.55 | 1.52 | 1.51 | 80.23   | 80.45 | 81.26 | 81.35 |
|      | 3        | 2.06    | 2.05 | 2.04 | 2.04 | 69.65   | 69.66 | 70.25 | 70.20 | 1.67    | 1.66 | 1.63 | 1.63 | 77.48   | 77.64 | 78.39 | 78.42 |

### 3.3 订正结果对比分析

#### 3.3.1 与卡尔曼滤波方法比较

卡尔曼滤波递减平均方法是进行日最高、最低气温客观订正的常用方法,为了评价上述 4 种回归方案的改进效果,计算卡尔曼滤波递减平均方法与各方案 RMSE 之差,其正值越大表示改进效果越好。其结果如图 4 所示,对于日最高气温(图 4a, 4c,)改进方案一至三的改进效果依次递增,并且随着预报时效的增加其改进效果更为显著,改进最大的 3 d 预报达到 0.12 °C 以上。08 时起报的日最低气温(图 4b)的改进幅度最小,也呈现随预报时效改进效果逐渐递增的趋势,其中初始方案和改进方案一的改进幅度明显低于改进方案二与改进方案三。20 时起报日最低气温(图 4d)在 1~3 d 预报的平均改进幅度最大,并且其 1 d 和 3 d 改进幅度较 2 d 稍大。

总体看来,对两个起报时刻的 1~3 d 日最高、最低气温预报,初始方案和改进方案一至三均有明显改进,大体呈现随时效增加效果递增的趋势,1 d

的 RMSE 改进 0.05 °C 左右,2 d 改进 0.09 °C 左右,3 d 则改进 0.13 °C 左右,并且改进方三在 08 时和 20 时起报日最高、最低气温改进效果中均最大,为最优方案。

本文将最优方案(即改进方案三)与卡尔曼递减平均方法日最高、最低气温预报的 RMSE 进行对比分析,得到空间分布(图 5)。通过分析对比可以看出,对于 08 和 20 时起报 1~3 d 日最高、最低温度,改进方案三在全国绝大部分地区均优于卡尔曼递减平均方法。随预报时效的增加,08 时起报日最高、最低温度以及 20 时起报日最高温度均呈现改进效果逐步提高的趋势,而这一现象在 20 时起报日最低气温预报中表现并不明显。值得注意的是,在西藏、青海、四川交界,云南、贵州、四川交界,天山,秦岭,皖南、浙西等地地形变化剧烈,地形较为复杂的地区,改进方案三的改进效果更好。

#### 3.3.2 与主要业务预报产品比较

检验中得到的最优方案即改进方案三与 ECMWF 确定性预报、中央气象台指导预报和各省

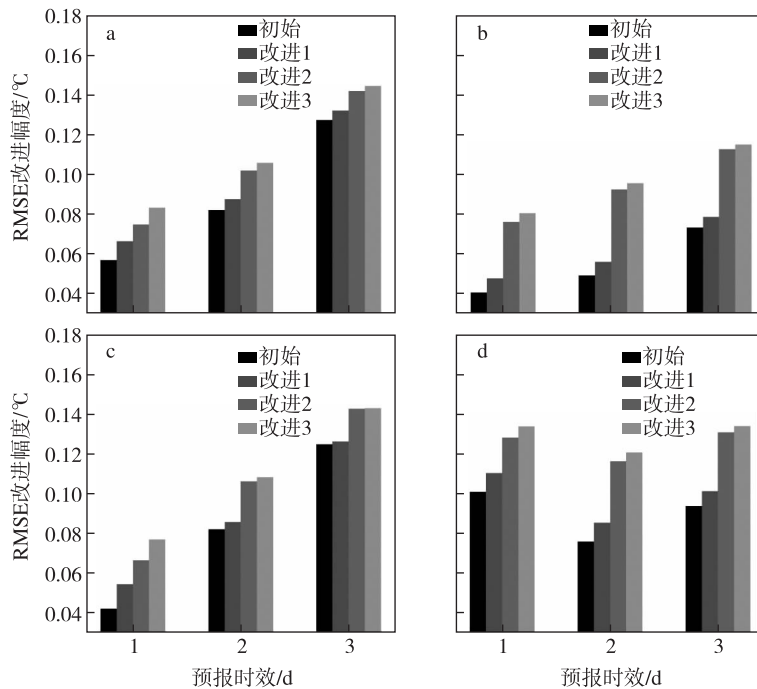


图 4 模式 08 时起报 1~3 d 日最高气温(a)、08 时起报 1~3 d 日最低气温(b)、20 时起报 1~3 d 日最高气温(c)以及 20 时起报 1~3 d 日最低气温(d)初始及改进方案较卡尔曼滤波递减平均方法的 RMSE 改进效果

Fig.4 RMSE improvement of the original scheme, improved scheme 1, improved scheme 2 and improved scheme 3 with the Kalman filter method; (a) maximum temperature forecast at 08:00 BST, (b) minimum temperature forecast at 08:00 BST, (c) maximum temperature forecast at 20:00 BST, and (d) minimum temperature forecast at 20:00 BST

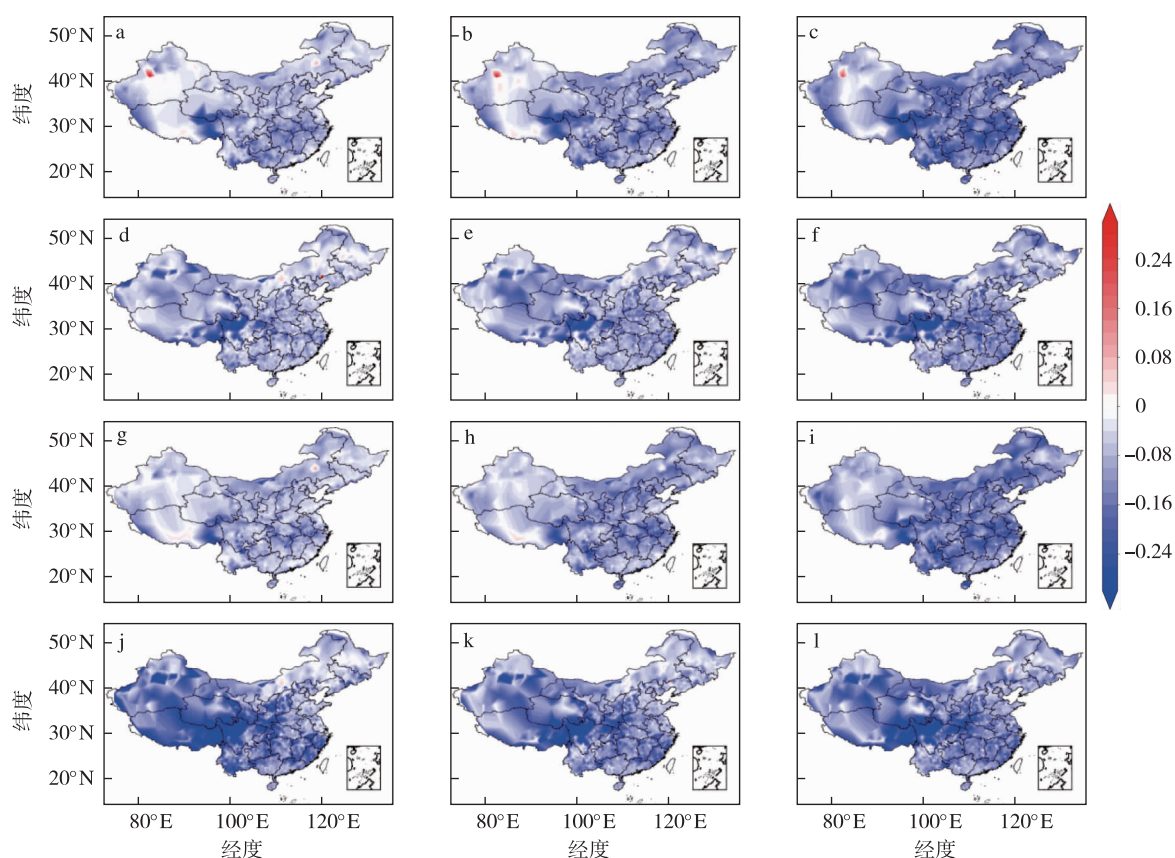


图5 模式08时起报1~3 d日最高气温(a,b,c)、08时起报1~3 d日最低气温(d,e,f)、20时起报1~3 d日最高气温(g,h,i)以及20时起报1~3 d日最低气温(j,k,l)改进方案三较卡尔曼滤波递减平均方法的RMSE差值

Fig.5 RMSE difference between the improved scheme 3 and the Kalman filter method; (a), (b) and (c) are the 1—3 d maximum temperature forecast at 08:00 BST; (d), (e) and (f) are the 1—3 d minimum temperature forecast at 08:00 BST; (g), (h) and (i) are the 1—3 d maximum temperature forecast at 20:00 BST; and (j), (k) and (l) are the 1—3 d minimum temperature forecast at 20:00 BST

城镇预报平均的日最高、最低气温平均绝对偏差与预报准确率见表2。为方便起见,这里计算08和20时起报的MAE和预报准确率平均值作为最后结果。日最高气温和日最低气温1~3 d预报中,未订正的ECMWF预报MAE最大,预报准确率最低。中央气象台指导预报优于ECMWF预报,全国城镇预报优于中央气象台预报,而改进方案三的MAE最小,预报准确率最高。总体而言,各预报日最低气温预报均优于日最高气温预报。改进方案三的最高气温MAE较全国城镇预报低8.24%~13.97%,预报准确率提高1.24%~3.57%,日最低气温MAE较城镇预报低9.43%~17.69%,预报准确率提高1.77%~2.72%。其1 d预报的改进幅度最大并随预报时效延长呈减少的趋势,即预报时效越短订正效果越好。

## 4 结论和讨论

通过对模式初值场误差、历史误差以及卡尔曼滤波预测误差与实况误差之间的相关性分析,设计4种日最高、最低气温预报回归方案,并与ECMWF、中央气象台、全国城镇预报进行了对比检验,得到如下结论:

1) 卡尔曼滤波反演误差、模式历史误差在与模式实况误差相关性方面性能相当。而初值场误差与之的相关性明显低于前两者,与其他误差落后48 h后的相关性相当。并且各误差与模式实况误差之间都存在随预报时效增加相关性逐渐减小的趋势。

2) 将模式预报1~3 d最高、最低气温和模式最高、最低气温历史误差、初值场误差及卡尔曼滤波反演误差作为预报因子的改进方案三为4种预报方案中的最优方案。其改进效果在起报时刻、预报时效以及最高、最低气温要素上均表现得较为稳定,仅在

表 2 改进方案三与 ECMWF、中央气象台、全国城镇预报 2017 年 1~3 d 日最高气温和最低气温预报检验对比  
Table 2 Verification results of daily maximum and minimum temperature 1—3 d forecast of improved scheme 3, ECMWF, CMA and provincial meteorological observatory of 2017

| 要素    | 时效/d | 平均绝对偏差/℃ |      |        |       | 预报准确率/% |       |        |       |
|-------|------|----------|------|--------|-------|---------|-------|--------|-------|
|       |      | ECMWF    | 中央   | 全国城镇预报 | 改进方案三 | ECMWF   | 中央    | 全国城镇预报 | 改进方案三 |
| 日最高气温 | 1    | 2.26     | 1.70 | 1.36   | 1.17  | 55.32   | 69.49 | 78.78  | 82.35 |
|       | 2    | 2.35     | 1.82 | 1.54   | 1.41  | 52.76   | 65.98 | 73.23  | 74.89 |
|       | 3    | 2.42     | 1.99 | 1.70   | 1.56  | 51.07   | 61.45 | 68.92  | 70.16 |
| 日最低气温 | 1    | 1.71     | 1.47 | 1.21   | 1.05  | 67.77   | 75.58 | 82.68  | 85.40 |
|       | 2    | 1.76     | 1.51 | 1.34   | 1.21  | 66.20   | 74.43 | 78.83  | 80.64 |
|       | 3    | 1.82     | 1.59 | 1.44   | 1.30  | 64.81   | 71.89 | 75.98  | 77.75 |

20 时起报日最高气温预报准确率检验中略逊于改进方案二。空间分布上,订正效果在复杂地形区域更好,这可能是由于 ECMWF 数值模式的空间分辨率不足,下垫面参数化方案适用性,地形数据不够精细等因素导致其在复杂地形区域温度预报质量稍差所引起的。

3)应用改进方案三对 2017 年日最高、最低气温

进行预报。预报准确率明显优于 ECMWF 和中央气象台指导预报。与效果最好的全国城镇预报相比,日最高气温 MAE 较全国城镇预报低 8.24%~13.97%,预报准确率提高 1.24%~3.57%,日最低气温 MAE 较全国城镇预报低 9.43%~17.69%,预报准确率提高 1.77%~2.72%,并且在 1 d 时效内改进幅度最大,即预报时效越短订正效果越好。

参考文献(References)

Arribas A,Robertson K B,Mylne K R,2005.Test of a poor man's ensemble prediction system for short-range probability forecasting[J].Mon Wea Rev,133(7):1825-1839.

Bowler N E,Arribas A,Mylne K R,2008.The benefits of multianalysis and poor man's ensembles[J].Mon Wea Rev,136(11):4113-4129.

郭换换,段明铿,智协飞,等,2016a.基于 TIGGE 资料的预报跳跃性特征[J].应用气象学报,27(2):220-229. Guo H H,Duan M K,Zhi X F,et al.,2016a.Characteristics of the forecast jumpiness based on TIGGE data[J].J Appl Meteorol Sci,27(2):220-229.(in Chinese).

郭换换,智协飞,段明铿,等,2016b.数值天气预报中的不一致性问题综述[J].气象科学,36(1):134-140. Guo H H,Zhi X F,Duan M K,et al.,2016b.Review on the inconsistency of numerical weather prediction[J].J Meteorol Sci,36(1):134-140.(in Chinese).

吉璐莹,智协飞,朱寿鹏,2017.东亚地区冬季地面气温延伸期概率预报研究[J].大气科学学报,40(3):346-355. Ji L Y,Zhi X F,Zhu S P,2017.Extended-range probabilistic forecasts of surface air temperature over East Asia during boreal winter[J].Trans Atmos Sci,40(3):346-355.(in Chinese).

Krishnamurti T N,Kumar V,Simon A,et al.,2016.A review of multimodel superensemble forecasting for weather,seasonal climate,and hurricanes[J].Rev Geophys,54(2):336-377.

李佰平,智协飞,2012.ECMWF 模式地面气温预报的四种误差订正方法的比较研究[J].气象,38(8):897-902. Li B P,Zhi X F,2012.Comparative study of four correction schemes of the ECMWF surface temperature forecasts[J].Meteorol Mon,38(8):897-902.(in Chinese).

林春泽,智协飞,韩艳,等,2009.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,20(6):706-712. Lin C Z,Zhi X F,Han Y,et al.,2009.Multi-model superensemble forecasts of the surface temperature using the TIGGE data[J].J Appl Meteorol Sci,20(6):706-712.(in Chinese).

穆穆,陈博宇,周非凡,等,2011.气象预报的方法与不确定性[J].气象,37(1):1-13. Mu M,Chen B Y,Zhou F F,et al.,2011.Methods and uncertainties of meteorological forecast[J].Meteor Mon,37(1):1-13.(in Chinese).

翟宇梅,赵瑞星,高建春,等,2014.遗忘因子自适应最小二乘算法及其在气温预报中的应用[J].气象,40(7):881-885. Zhai Y M,Zhao R X,Gao J C,et al.,2014.Forgetting-factor adaptive least square algorithm and its application in temperature forecasting[J].Meteorol Mon,40(7):881-885.(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.Application of Kalman filter method in extreme temperature forecasts [J].Sci Technol Inf,(35):811-812.(in Chinese).

张颖超,姚润进,熊雄,2017.一种基于 PSO-MEF 的地面气温观测资料的质量控制方法[J].热带气象学报,33(2):273-280. Zhang Y C,Yao R J,Xiong X,2017.A psomef-based method for quality control of surface temperature observations[J].J Trop Meteorol,33(2):273-280.(in Chi-

- nese).
- 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).
- 智协飞,陈雯,2010.THORPEX 国际科学研究新进展[J].大气科学学报,33(4):504-511. Zhi X F,Chen W,2010.New achievements of international atmospheric research in THORPEX program[J].Trans Atmos Sci,33(4):504-511.(in Chinese).
- 智协飞,林春泽,白永清,等,2009.北半球中纬度地区地面气温的超级集合预报[J].气象科学,29(5):569-574. Zhi X F,Lin C Z,Bai Y Q,et al.,2009.Superensemble forecasts of the surface temperature in Northern Hemisphere middle latitudes[J].Sci Meteorol Sin,29(5):569-574.(in Chinese).
- Zhi X F,Qi H X,Bai Y Q,et al.,2012.A comparison of three kinds of multimodel ensemble forecast techniques based on the TIGGE data[J].Acta Meteorol Sin,26(1):41-51.
- 智协飞,季晓东,张璟,等,2013.基于 TIGGE 资料的地面气温和降水的多模式集成预报[J].大气科学学报,36(3):257-266. Zhi X F, Ji X D, Zhang J, et al.,2013.Multimodel ensemble forecasts of surface air temperature and precipitation using TIGGE datasets[J].Trans Atmos Sci,36(3):257-266.(in Chinese).
- 智协飞,胡耀兴,俞剑蔚,等,2018a.基于 TIGGE 资料的东亚地面气温预报的不一致性研究[J].大气科学学报,41(3):298-307. Zhi X F,Hu Y X,Yu J W,et al.,2018a.On the inconsistency of the surface air temperature forecasts over East Asia using TIGGE data[J].Trans Atmos Sci,41(3):298-307.(in Chinese).
- 智协飞,彭婷,王玉虹,2018b.基于 BMA 方法的地面气温的 10~15 d 延伸期概率预报研究[J].大气科学学报,41(5):627-636. Zhi X F,Peng T,Wang Y H,2018b.Extended range probabilistic forecast of surface air temperature using Bayesian model averaging[J].Trans Atmos Sci,41(5):627-636.(in Chinese).

## Temperature forecasting method based on numerical model bias analysis

CAI Ninghao<sup>1,2</sup>, YU Jianwei<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Weather Observatory of Jiangsu Province,Nanjing 210008,China;

<sup>2</sup>Nanjing Joint Center for Atmospheric Research(NJCAR),Nanjing 210008,China

In this study, based on the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) of 2 m surface air temperature and automatic weather observatory data of China, the correlation among the initial field bias, historical bias, Kalman filter predicted bias the real-time bias is analyzed. Four daily maximum and minimum temperature forecast regression schemes are designed. A comparison among ECMWF, CMA and provincial forecasting is investigated. The results show that the improved scheme's predicted temperature, historical bias, initial field bias and Kalman filter inversion bias as the predictor are all optimal. In addition, the scheme's forecast quality for the maximum and minimum temperatures in 2017 is significantly better than that of both ECMWF and CMA, particularly in areas featuring complex terrain. Compared with the best-performing provincial forecasting, the maximum temperature MAE is 8.24% ~ 13.97% lower than the provincial forecast, while the forecast accuracy is increased by 1.24% ~ 3.57%, and the daily minimum temperature MAE is 9.43% ~ 17.69% lower than the provincial ones. The forecast accuracy rate increased by 1.77% ~ 2.72%. Additionally, it shows the greatest improvement within 1 day, thus indicating that the correction effect decreases considerably with the forecast lead time.

**bias correction; linear regression; initial field bias, Kalman filter**

doi:10.13878/j.cnki.dqkxxb.20190305001

(责任编辑:刘菲)