

程胡华,王益柏,赵亮,等.相似偏差订正法在短期温度预报中的应用研究[J].气象研究与应用,2020,41(3):21-26.

Cheng Huhua, Wang Yibai, Zhao Liang, et al. Application of similar deviation correction method in short-term temperature forecast [J]. Journal of Meteorological Research and Application, 2020, 41(3): 21-26.

相似偏差订正法在短期温度预报中的应用研究

程胡华¹, 王益柏², 赵亮³, 武帅⁴, 智茂林⁴

(1.63729 部队; 2.61741 部队; 3.中国科学院大气物理研究所大气科学和地球流体力学数值模拟国家重点实验室, 北京 100029; 4.32021 部队)

摘要:为提高温度预报精度,本文提出一种新的相似偏差订正法建立短期温度预报模型,并与气象业务常用的多元回归法、BP神经网络法进行对比。结果表明:(1)温度预报精度均具有明显日变化特征,午后精度较高,而凌晨精度偏低;(2)基于20:00起报资料得到的温度预报精度略高于08:00起报资料;(3)温度预报精度由高到低的顺序依次为相似偏差订正法、BP神经网络法、多元回归法和ECMWF模式产品的2m温度,若从制作短期逐时温度预报的精度、合理性及运行效率等方面考虑,相似偏差订正法优于BP神经网络法和多元回归法。

关键词:相似偏差订正法;多元回归;BP神经网络;短期温度预报

中图分类号: P456.1 **文献标识码:** A **doi:** 10.19849/j.cnki.CN45-1356/P.2020.3.04

OSID:



温度是公众重点关注的一种气象要素^[1-3]。虽然数值预报模式能够提供时、空分辨率较高的、客观的温度预报,但是由于数值模式的近地面边界层物理过程以及下垫面影响的动力过程和热力过程在局地尺度的模拟效果并不理想,特别是对于近地面气象要素(如2m温度)的预报,其精度难以满足人们对温度预报的更高需求。

目前,数值预报产品释用技术被认为是提高温度预报水平最直接、最经济、最有效的途径,并已探索出了不少有效、实用的客观释用方法,如BP神经网络方法^[4-8]、支持向量机SVM方法^[9]、递减平均法^[10-11]、多元回归方法^[12-16]、卡尔曼滤波方法^[17-19]以及其它方法^[20-23],与原模式直接输出结果相比,这些方法的预报水平有明显的提高。

基于已有的预报方法得到的短期温度预报精度,可以进一步采用其它方法提高。本文提出相似偏差订正法,即基于历史上同一段时间范围内(前后30d)、相似的天空状况(天气现象、相对湿度等)、相同时间下,实况温度与数值预报模式产品中2m温度(记为 $T_{2m,Model}$,下同)的偏差值基本相同,依此理

念建立了基于相似温度偏差的温度预报模型,以ECMWF模式预报产品为例,分析“相似偏差订正法”的短期温度预报性能。

1 资料和方法

1.1 资料

以山西岚岗气象台站为研究对象,以ECMWF模式预报产品为例,分析相似偏差订正法的温度预报性能;所用模式预报产品和温度实况资料的时间长度为2015年7月1日—2017年1月21日,其中,2015年7月1日—2016年11月30日为训练样本,2016年12月1日—2017年1月21日为预报效果检验样本。模式预报产品资料为每日两次(08:00、20:00起报),短期预报(预报时效为72h)时间分辨率为3h,含有多种不同气象要素预报产品,例如,2m温度、不同气压层的风速、相对湿度等。地面气象观测站温度实况资料的时间分辨率为1h,因此,在建立短期温度预报模型之前,除需将模式预报产品插值到气象台站位置外,还需将温度实况资料按模式预报产品的起报时间及时间分辨率格式进行存储。

收稿日期:2019-12-15

基金项目:国家重点研发计划“全球变化与应对”专项(2018YFA0606203)、国家自然科学基金重大项目课题(41790471)

作者简介:程胡华(1983—),男,江西上饶人,博士,工程师,主要从事气象环境保障研究。E-mail:397849854@qq.com

通讯作者:赵亮(1978—),男,山西太原人,高级工程师,主要从事气象预报、气候动力学和日地关系研究。E-mail:zhaol@lasgiapac.cn

1.2 相似偏差订正法

图 1 为相似偏差订正法的计算流程图,在建立模型之前,先获取历史资料 $T2m_{Model}$ 和与实况温度之间的温度偏差 T_{Der} ,并对模式预报产品中的降水量 TP 、各层次相对湿度 RH 、10m 风速 UV_{10m} 、10m 风向 Dir_{10m} 、中低云量 ML 、总云量 AC 等进行归一化处理,分别计算其与温度偏差 T_{Der} 之间的相关系数值,选取相关系数绝对值大于 0.1 的气象要素作为因子,分别为 $RH_{700}(-0.6096)$ 、 $ML(-0.5476)$ 、 $AC(-0.5288)$ 、 $RH_{850}(-0.5154)$ 、 $RH_{2m}(-0.4806)$ 、 $TP(-0.3840)$ 、 $UV_{10m}(-0.3096)$ 、 $RH_{500}(-0.2963)$ 、 $Dir_{10m}(0.1296)$ 。通过求取归一化后的多种气象要素平方和(图 1 中的 ABS),其中 ABS 值越小,则表明相似度越高,依 ABS 值由小到大挑选 5 个历史资料中最相似样本,并计算实况温度与 $T2m_{Model}$ 之间的平均温度偏差 T_{Der} ,加上数值预报模式产品中的 X_{T2m} ,得到的温度 T_{need} (见图 1),即为相似偏差订正法的预报结果。

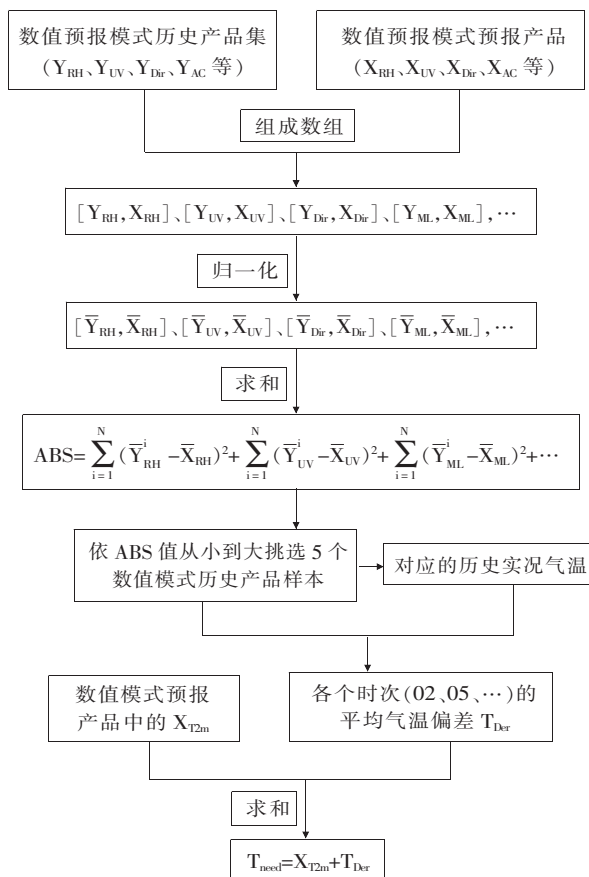


图 1 “相似偏差订正法”温度预报模型的计算流程图

1.3 温度预报效果检验方法

记相似偏差订正法、多元回归法、BP 神经网络

法得到的温度分别为 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Reg}$ 和 $T2m_{Bp}$ 。在气象业务的温度预报检验中,若预报值与实况值之间的绝对差 $\leq 2^\circ\text{C}$,则判断温度预报准确;否则为不准确。本文以温度绝对差、温度预报准确率作为判断依据,对 $T2m_{Model}$ 、 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Reg}$ 和 $T2m_{Bp}$ 在短期温度预报效果进行分析;温度绝对差、温度预报准确率的计算公式如下

$$T2m_Abs = \left[\sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \right] / n \quad (1)$$

$$T2m_Acc = \frac{\leq 2^\circ\text{C 的样本数}}{\text{预报总样本数}} \times 100\% \quad (2)$$

在上式中, x 为 $T2m_{Model}$ 、 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Reg}$ 或 $T2m_{Bp}$ 中的一个, y 为实况温度, n 为样本数; $T2m_Abs$ 、 $T2m_Acc$ 分别为温度绝对差和温度预报准确率,其中, $T2m_Abs$ 值越小,则精度越高,反之亦然; $T2m_Acc$ 值趋于 100% 说明预报效果好, 否则为效果较差。 $T2m_Abs_{Model}$ 、 $T2m_Abs_{Sim}$ 、 $T2m_Abs_{Reg}$ 、 $T2m_Abs_{Bp}$ 分别表示 $T2m_{Model}$ 、 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Reg}$ 、 $T2m_{Bp}$ 与实况温度之间的温度绝对差, 而 $T2m_Acc_{Model}$ 、 $T2m_Acc_{Sim}$ 、 $T2m_Acc_{Reg}$ 、 $T2m_Acc_{Bp}$ 分别表示相应的温度预报准确率。

2 预报结果检验

2.1 温度绝对差

图 2 反映出 3d 内 $T2m_Abs_{Model}$ 、 $T2m_Abs_{Sim}$ 、 $T2m_Abs_{Reg}$ 、 $T2m_Abs_{Bp}$ 的演变特征,其中,横坐标代表预报时间, $Model08H_Abs$ 、 $Sim08H_Abs$ 、 $Reg08H_Abs$ 、 $Bp08H_Abs$ 分别表示 $T2m_{Model}$ 、 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Reg}$ 、 $T2m_{Bp}$ 在 08:00 起报资料得到的温度绝对差,而 $Model20H_Abs$ 、 $Sim20H_Abs$ 、 $Reg20H_Abs$ 、 $Bp20H_Abs$ 分别对应 20:00 起报资料结果(下同)。在图 2 中, $T2m_Abs_{Model}$ 值均明显偏大, $T2m_Abs_{Sim}$ 值偏小,而 $T2m_Abs_{Reg}$ 和 $T2m_Abs_{Bp}$ 相差不大;且温度绝对差值均具有明显日变化特征,在 3d 共 25 个时次内:

(1) 08:00 起报(图 2a), $T2m_Abs_{Model}$ 、 $T2m_Abs_{Sim}$ 、 $T2m_Abs_{Reg}$ 和 $T2m_Abs_{Bp}$ 分别有 4 个、17 个、13 个和 15 个时次预报准确,若以预报准确时次数作为判断依据,则由高到低依次分别为 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Bp}$ 、 $T2m_{Reg}$ 和 $T2m_{Model}$ 。

(2) 20:00 起报(图 2b), $T2m_Abs_{Model}$ 、 $T2m_Abs_{Sim}$ 、 $T2m_Abs_{Reg}$ 和 $T2m_Abs_{Bp}$ 分别有 6 个、22 个、14 个和 16 个时次预报准确,同样可知温度预报准确率由高到低分别为 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Bp}$ 、 $T2m_{Reg}$ 和 $T2m_{Model}$ 。

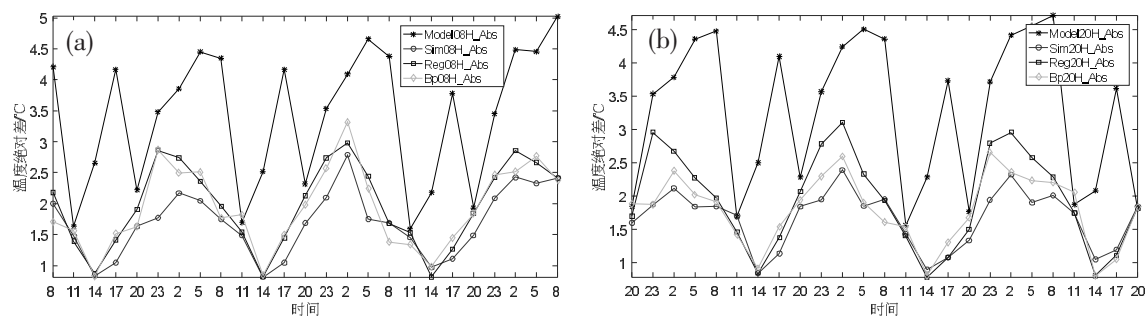


图2 2016年12月1日—2017年1月21日不同温度预报模型72h温度绝对差演变特征
(a)08:00起报;(b)20:00起报

在00—24时、24—48时、48—72时、00—72时内 $T2m_{Model}$ 、 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Reg}$ 、 $T2m_{Bp}$ 的平均温度绝对差统计结果见表1。从表1可看出,各时间段范围内的

平均温度绝对差由小到大分别为 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Bp}$ 、 $T2m_{Reg}$ 和 $T2m_{Model}$,且20:00起报资料的温度预报精度均略高于08:00起报资料。

表1 2016年12月1日—2017年1月21日不同时段平均温度绝对差(°C)

	00—24时		24—48时		48—72时		00—72时	
	08:00	20:00	08:00	20:00	08:00	20:00	08:00	20:00
$T2m_Abs_{Model}$	3.45	3.17	3.52	3.14	3.48	3.17	3.41	3.25
$T2m_Abs_{Sim}$	1.64	1.64	1.68	1.63	1.77	1.70	1.69	1.66
$T2m_Abs_{Reg}$	1.96	1.92	1.97	1.88	1.94	1.95	1.97	1.93
$T2m_Abs_{Bp}$	1.87	1.76	1.94	1.74	1.90	1.87	1.93	1.79

备注:00—72时内的温度平均绝对差值不等于00—24时、24—48时和48—72时三者平均值的原因是,存在两个08:00时刻数据的重复(08:00起报资料)或两个20:00时刻数据的重复(20:00起报资料)(表2同)。

图3反映了 $T2m_Abs_{Model}$ 、 $T2m_Abs_{Sim}$ 、 $T2m_Abs_{Reg}$ 和 $T2m_Abs_{Bp}$ 的日变化特征。在该图中, $T2m_Abs_{Model}$ 、 $T2m_Abs_{Sim}$ 、 $T2m_Abs_{Reg}$ 、 $T2m_Abs_{Bp}$ 在不同时刻之间的值相差较大。例如,在图3(a), $T2m_Abs_{Model}$ 最大值为4.53°C(在08:00),最小值为1.61°C(在11:00);而 $T2m_Abs_{Sim}$ 、 $T2m_Abs_{Reg}$ 、 $T2m_Abs_{Bp}$ 最大值分别为2.46°C、2.85°C和2.77°C(均在02:00),最小值分别为0.87°C、0.87°C和0.87°C(均在14:00);同样以温度绝对差值是否超过2°C来判断温度预报是否准确:

(1)08:00起报(图3a), $T2m_Abs_{Model}$ 只在11:00预报准确, $T2m_Abs_{Sim}$ 在08:00—23:00预报准确, $T2m_Abs_{Reg}$ 在11:00—20:00预报准确, $T2m_Abs_{Bp}$ 在08:00—20:00预报准确。

(2)20:00起报(图3b), $T2m_Abs_{Model}$ 在11:00、20:00预报准确, $T2m_Abs_{Sim}$ 在05:00—23:00预报准确, $T2m_Abs_{Reg}$ 在11:00—20:00预报准确, $T2m_Abs_{Bp}$ 在08:00—20:00预报准确。

从图3还可看出,08:00起报(图3a)得到最高温度(14时)的预报精度由高到低分别为 $T2m_{Reg}$ 、

$T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Bp}$ 、 $T2m_{Model}$,相应的最低温度(05时)依次为 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Reg}$ 、 $T2m_{Bp}$ 、 $T2m_{Model}$;20:00起报(图3b)得到最高温度(14时)的预报精度由高到低分别为 $T2m_{Reg}$ 、 $T2m_{Bp}$ 、 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Model}$,相应的最低温度(05时)依次分别为 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Bp}$ 、 $T2m_{Reg}$ 、 $T2m_{Model}$ 。从图3中数值大小、变化趋势,以及上述统计结果,可得出温度预报精度由高到低分别为 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Bp}$ 、 $T2m_{Reg}$ 和 $T2m_{Model}$,且20:00起报资料略好于08:00起报资料。

2.2 温度预报准确率

以温度预报准确率是否超过50%进行同样的对比分析。图4为3d内 $T2m_Acc_{Model}$ 、 $T2m_Acc_{Sim}$ 、 $T2m_Acc_{Reg}$ 和 $T2m_Acc_{Bp}$ 的演变特征,图中的 $Model08H_Acc$ 、 $Sim08H_Acc$ 、 $Reg08H_Acc$ 、 $Bp08H_Acc$ 分别表示 $T2m_{Model}$ 、 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Reg}$ 、 $T2m_{Bp}$ 在08:00起报资料得到的温度预报准确率,而 $Model20H_Acc$ 、 $Sim20H_Acc$ 、 $Reg20H_Acc$ 、 $Bp20H_Acc$ 分别对应20:00起报资料(下同)。在该图中, $T2m_Acc_{Model}$ 值明显偏小, $T2m_Acc_{Sim}$ 值偏大,而 $T2m_Acc_{Reg}$ 和 $T2m_Acc_{Bp}$ 相差不大;类似温度绝对差,温度预报准

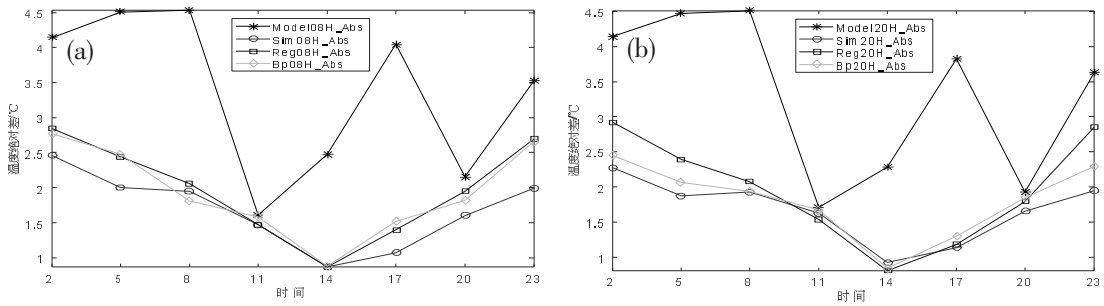


图3 2016年12月1日—2017年1月21日不同温度预报模型在不同时次的温度绝对差
(a)08:00起报;(b)20:00起报

准确率同样具有明显的日变化特征;若以温度预报准确率是否超过50%来判断温度预报是否准确,即超过50%,则判断预报准确,否则为不准确;在3d共25个时次内:

(1)08:00起报(图4a), $T2m_Acc_{Model}$ 、 $T2m_Acc_{Sim}$ 、 $T2m_Acc_{Reg}$ 、 $T2m_Acc_{Bp}$ 分别有6个、23个、15个、17

个时次预报准确,若以预报准确时次数为判断依据,则由高到低分别为 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Bp}$ 、 $T2m_{Reg}$ 和 $T2m_{Model}$ 。

(2)20:00起报(图4b), $T2m_Acc_{Model}$ 、 $T2m_Acc_{Sim}$ 、 $T2m_Acc_{Reg}$ 、 $T2m_Acc_{Bp}$ 分别有6个、25个、16个、20个时次预报准确,类似图4(a),温度预报准确率由高到低分别为 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Bp}$ 、 $T2m_{Reg}$ 和 $T2m_{Model}$ 。

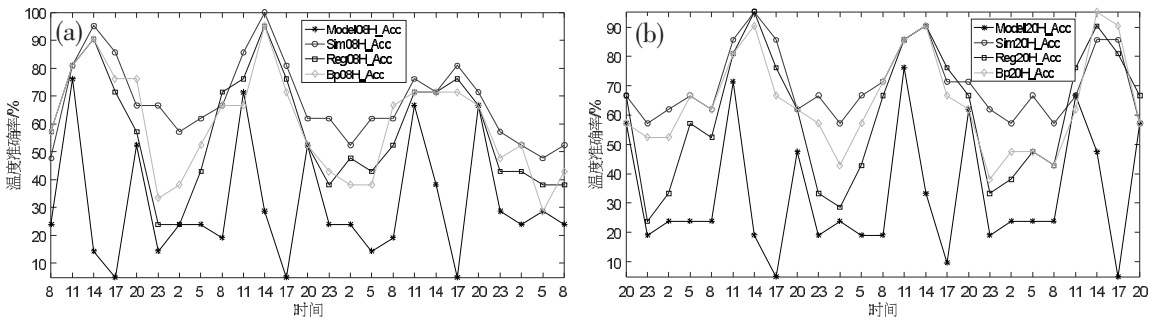


图4 2016年12月1日—2017年1月21日不同温度预报模型在72h温度准确率演变特征
(a)08:00起报;(b)20:00起报

表2给出了00—24时、24—48时、48—72时、00—72时内 $T2m_{Model}$ 、 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Reg}$ 、 $T2m_{Bp}$ 的平均温度预报准确率统计结果,从表2可看出,在各个时间

段范围内,平均温度预报准确率由高到低分别为 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Bp}$ 、 $T2m_{Reg}$ 和 $T2m_{Model}$,且20:00起报资料略好于08:00起报资料。

表2 2016年12月1日—2017年1月21日不同时段平均温度预报准确率(%)

	00—24时		24—48时		48—72时		00—72时	
	08:00	20:00	08:00	20:00	08:00	20:00	08:00	20:00
$T2m_Acc_{Model}$	29.76	32.14	31.55	33.93	35.71	34.52	32.00	34.86
$T2m_Acc_{Sim}$	69.64	70.83	69.64	70.24	63.69	69.05	67.05	69.52
$T2m_Acc_{Reg}$	55.95	60.71	62.50	58.93	57.74	58.93	57.90	59.43
$T2m_Acc_{Bp}$	63.10	66.07	58.93	66.67	59.52	60.71	59.81	64.19

$T2m_Acc_{Model}$ 、 $T2m_Acc_{Sim}$ 、 $T2m_Acc_{Reg}$ 和 $T2m_Acc_{Bp}$ 的日变化特征如图5所示,在该图中,温度预报准确率在不同时刻同样存在较大差异,例如,在图5a, $T2m_Acc_{Model}$ 最大值为71.43%(在11:00),最小值为

4.76%(在17:00);而 $T2m_Acc_{Sim}$ 最大值为88.89%(在14:00),最小值为53.97%(在02:00)。同样以温度预报准确率是否超过50%来判断温度预报是否准确。

(1)08:00 起报(图 5a), $T2m_Acc_{Model}$ 在 11:00、20:00 预报准确, $T2m_Acc_{Sim}$ 在所有时次均预报准确, $T2m_Acc_{Reg}$ 在 08:00—20:00 预报准确, $T2m_Acc_{Bp}$ 在 08:00—20:00 预报准确。

(2)20:00 起报(图 5b), $T2m_Acc_{Model}$ 在 11:00、20:00 预报准确, $T2m_Acc_{Sim}$ 在所有时次均预报准确, $T2m_Acc_{Reg}$ 在 08:00—20:00 预报准确, $T2m_Acc_{Bp}$ 在 05:00—20:00 预报准确。

从图 5 还可看出,08:00 起报(图 5a)得到最高温度(14 时)的预报精度由高到低分别为 $T2m_{Sim}$ 、

$T2m_{Bp}$ 和 $T2m_{Reg}$ 、 $T2m_{Model}$, 相应的最低温度(05 时)分别为 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Reg}$ 、 $T2m_{Bp}$ 、 $T2m_{Model}$;20:00 起报(图 5b)得到最高温度(14 时)的预报精度由高到低分别为 $T2m_{Bp}$ 和 $T2m_{Reg}$ 、 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Model}$, 相应的最低温度(05 时)依次分别为 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Bp}$ 、 $T2m_{Reg}$ 、 $T2m_{Model}$ 。通过图 5 中数值大小、变化趋势特征,以及上述统计结果,同样可得出温度预报精度由高到低分别为 $T2m_{Model}$ 、 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Reg}$ 和 $T2m_{Bp}$, 且 20:00 起报资料的温度预报精度均略高于 08:00 起报资料。

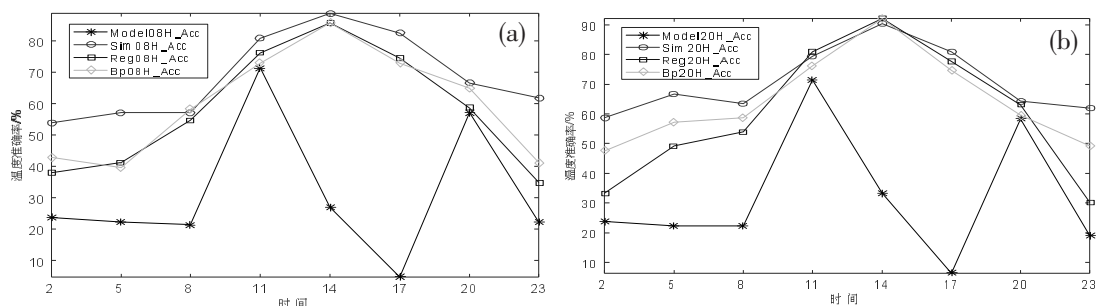


图 5 2016 年 12 月 1 日—2017 年 1 月 21 日不同温度预报模型在不同时次的温度准确率
(a)08:00 起报;(b)20:00 起报

3 结论与讨论

通过对 ECMWF 模式产品 2m 温度、不同预报模型订正得到的温度在晋西北地区预报精度对比分析,得出主要结论如下:

(1) $T2m_{Model}$ 、 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Reg}$ 、 $T2m_{Bp}$ 与实况温度之间的温度绝对差、温度预报准确率均具有明显日变化特征。

(2)20:00 起报资料的温度预报精度均略高于 08:00 起报资料, $T2m_{Sim}$ 的温度预报精度明显高于 $T2m_{Model}$ 。对于 08:00 起报资料,与 $T2m_{Model}$ 相比, $T2m_{Sim}$ 在 00—72 时内的平均温度绝对差由 3.41°C 下降到 1.69°C 、平均温度预报准确率由 32.00% 上升到 67.05%。

(3) 温度预报精度由高到低的顺序分别为 $T2m_{Sim}$ 、 $T2m_{Bp}$ 、 $T2m_{Reg}$ 和 $T2m_{Model}$ 。其中,对于 08:00 起报资料, $T2m_{Abs_{Sim}}$ 在 00—24 时、24—48 时、48—72 时、00—72 时内分别为 1.64°C 、 1.68°C 、 1.77°C 、 1.69°C , 相应的 $T2m_{Acc_{Sim}}$ 值分别为 69.64%、69.64%、63.69%、67.05%。

(4) $T2m_{Sim}$ 在 20:00 起报、20:00 起报得到最低温度(05 时)的预报精度均高于 $T2m_{Reg}$ 、 $T2m_{Bp}$, 且明显高于 $T2m_{Model}$;但最高温度(14 时)的预报精度总体上

略低于 $T2m_{Reg}$ 、 $T2m_{Bp}$, 但远高于 $T2m_{Model}$ 。

目前,主要数值天气预报模式的短期预报产品时间分辨率均为 3h,因此,相对“BP 神经网络法”、“多元回归法”等方法,“相似偏差订正法”还可以利用历史温度实况(人工观测的逐小时资料)相似样本的相邻气温之差,订正 3h 间隔内的温度,避免了采用线性内插方法而产生的不合理结果,从而得到更准确的短期逐时温度预报结果;同时,在本文研究过程中,还发现“相似偏差订正法”得到温度预报结果所花费的时间明显偏少,可节省大量宝贵的计算资源。因此,从制作短期逐时温度预报的精度、合理性及运行效率等方面考虑,“相似偏差订正法”均优于常用的“BP 神经网络法”和“多元回归法”,且随着数值预报模式历史资料的不断积累,温度预报精度将会进一步提高。

参考文献:

- [1] 李恩莉. 数值预报产品在宝鸡市温度预报中的应用[J]. 气象研究与应用, 2013, 34(3): 39-42.
- [2] 祁雨燕, 黄明策, 苏洵. 华南西部欧洲细网格 2m 温度预报误差分析[J]. 气象研究与应用, 2015, 36(4): 1-7.
- [3] 刘倩, 张方敏, 李威鹏, 等. 基于温度的参考作物蒸散量计算方法的适用性评价[J]. 气象与环境科学, 2019, 42(2): 19-26.

- [4] 马学款, 普布次仁, 唐叔乙, 等. 人工神经网络在西藏中短期温度预报中的应用 [J]. 高原气象, 2007, 26(3): 491-495.
- [5] 曾晓青, 王式功, 刘还珠, 等. 统计降尺度方法在青海省冬季最低温度预测中的应用 [J]. 高原气象, 2009, 28(6): 1471-1477.
- [6] 钱莉, 兰晓波, 杨永龙. 最优子集神经网络在武威气温客观预报中的应用 [J]. 气象, 2010, 36(5): 102-107.
- [7] 李倩, 胡邦辉, 王学忠, 等. 基于 BP 人工神经网络的区域温度多模式集成预报试验 [J]. 干旱气象, 2011, 29(2): 231-235+250.
- [8] 雷彦森, 蔡晓军, 王文, 等. 遗传算法优化的 BP 神经网络在地面温度多模式集成预报的应用研究 [J]. 气象科学, 2018, 38(6): 806-814.
- [9] 王在文, 郑祚芳, 陈敏, 等. 支持向量机非线性回归方法的气象要素预报 [J]. 应用气象学报, 2012, 23(5): 562-570.
- [10] 邱学兴, 王东勇, 陈宝峰. ECMWF 模式预报系统误差统计和订正方法研究 [J]. 气象, 2012, 38(5): 526-532.
- [11] 王丹, 黄少妮, 高红燕, 等. 递减平均法对陕西 SCMO 精细化温度预报的订正效果 [J]. 干旱气象, 2016, 34(3): 575-583.
- [12] 陈豫英, 陈晓光, 马金仁, 等. 基于 MM5 模式的精细化 MOS 温度预报 [J]. 干旱气象, 2005, 23(4): 52-56.
- [13] 李文娟, 酆敏杰. MOS 方法在短时要素预报中的应用与检验 [J]. 气象与环境学报, 2013, 29(2): 12-18.
- [14] 张淑杰, 孙立德, 马成芝, 等. 日光温室番茄低温冻害指标确定及温度预报模型建立 [J]. 气象与环境学报, 2016, 32(4): 98-105.
- [15] 董颜, 尤焕玲, 郭文利, 等. 基于 BJ-RUC 模式预报产品的北京冬半年道面温度预报模型 [J]. 气象, 2017, 43(10): 1241-1248.
- [16] 吴春英, 刘多文, 钟博, 等. 基于数值预报模式的乡镇温度预报方法研究 [J]. 气象与环境学报, 2019, 35(1): 108-112.
- [17] 邱学兴, 王东勇, 朱红芳. 乡镇精细化最高最低气温预报方法研究 [J]. 气象与环境学报, 2013, 29(3): 92-96.
- [18] 佟华, 郭品文, 朱跃建, 等. 基于大尺度模式产品的误差订正与统计降尺度气象要素预报技术 [J]. 气象, 2014, 40(1): 66-75.
- [19] 马旭林, 时洋, 和杰, 等. 基于卡尔曼滤波递减平均算法的集合预报综合偏差订正 [J]. 气象学报, 2015, 73(5): 952-964.
- [20] 王敏, 李晓莉, 范广洲, 等. 区域集合预报系统 2m 温度预报的校准技术 [J]. 应用气象学报, 2012, 23(4): 395-401.
- [21] 何珊珊, 李妍君, 李向红. 模式距平积分订正法对广西区域 ECMWF 地面 2m 温度预报的订正效果评估 [J]. 气象研究与应用, 2018, 39(3): 11-16.
- [22] 冯蕾, 王晓峰, 何晓凤, 等. 基于 INCA 和 METRo 的江苏省路面高温精细化预报 [J]. 应用气象学报, 2017, 28(1): 109-118.
- [23] 熊敏谕. 基于集合预报系统的日最高和最低气温预报 [J]. 气象学报, 2017, 75(2): 211-222.

Application of similar deviation correction method in short-term temperature forecast

Cheng Huhua¹, Wang Yibai², Zhao Liang³, Wu Shuai⁴, Zhi Maolin⁴

(1. No. 63729 Troops of PLA; 2. No. 61741 Troops of PLA;

3. State Key Laboratory of Numerical Modeling for Atmosphere Sciences and Geophysical Fluid Dynamics,
Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029;

4. No. 32021 Troops of PLA)

Abstract: In order to improve the accuracy of temperature forecast, a new similar deviation correction method was proposed to establish a short-term temperature forecast model, and was compared with multiple regression method and BP neural network method that commonly used in meteorological operations. The results show that (1) the accuracy of temperature prediction has obvious diurnal variation, and the accuracy in the afternoon is higher than that in the morning. (2) The accuracy of temperature forecast based on the data from 8 pm is slightly higher than that from 8 am. (3) The order of temperature forecast accuracy from high to low is similar deviation correction method, BP neural network method, multiple regression method, and 2 m temperature of ECMWF model products. If the accuracy, rationality and operation efficiency of short-term hourly temperature forecast are considered, similar deviation correction method is better than BP neural network method and multiple regression method.

Key words: similar deviation correction method; multiple regression; BP neural network; short-term temperature prediction