

智协飞,李刚,彭婷.2014.基于贝叶斯理论的单站地面气温的概率预报研究[J].大气科学学报,37(6):740-748. doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20130613006.

Zhi Xie-fei, Li Gang, Peng Ting. 2014. On the probabilistic forecast of 2 meter temperature of a single station based on Bayesian theory[J]. Trans Atmos Sci, 37(6): 740-748. (in Chinese)

基于贝叶斯理论的单站地面气温的概率预报研究

智协飞^{1,2}, 李刚^{1,3}, 彭婷^{1,2}

(1.南京信息工程大学 大气科学学院,江苏 南京 210044;2.气象灾害教育部重点实验室(南京信息工程大学),江苏 南京 210044;
3.贵州省气象台,贵州 贵阳 550002)

摘要:基于贝叶斯理论,建立了将确定性预报向概率预报转换的基本模式,并利用 TIGGE 资料中欧洲中期天气预报中心(ECMWF)地面气温预报资料及地面气温观测资料,对概率化后的预报进行了评估与释用。结果表明,概率化后的预报结果不但能提供丰富的预报产品,而且所提供的预报均值优于原始的确定性预报。应用贝叶斯模式平均法(BMA)将中国气象局(CMA)、美国国家环境预报中心(NCEP)和 ECMWF 3 个模式的预报结果进行多模式集成,得到了更为合理的概率分布,其中分布的均值可作为模式的预报结果,方差和置信区间反映了预报量的可变范围。因此,基于贝叶斯预报模式的概率预报相对于确定性预报,不但能够提供更高精度的预报,而且能提供更全面的预报信息。BMA 集成预报结果不但优于集合平均预报,而且还能定量描述预报的不确定性。利用 ECMWF 预报中心 51 个预报成员进行集成贝叶斯概率预报试验,发现 BMA 预报融合了各成员对预报不确定性的描述,还对概率预报的均值进行了调整,使之与观测值更为接近。BMA 预报的概率密度分布更能反映大气的真实分布情况。

关键词:预报不确定性;概率预报;贝叶斯模式平均

文章编号:1674-7097(2014)06-0740-09 **中图分类号:**P456.7 **文献标志码:**A

doi:10.13878/j.cnki.dqkxxb.20130613006

On the probabilistic forecast of 2 meter temperature of a single station based on Bayesian theory

ZHI Xie-fei^{1,2}, LI Gang^{1,3}, PENG Ting^{1,2}

(1.School of Atmospheric Sciences, NUIST, Nanjing 210044, China;

2.Key Laboratory of Meteorological Disaster(NUIST), Ministry of Education, Nanjing 210044, China;

3.Guizhou Meteorological Observatory, Guiyang 550002, China)

Abstract: Based on Bayesian theory, a basic model of the probabilistic forecast was established out of the deterministic forecast. The probability forecast was evaluated and put into use by using European Centre for Medium-Range Weather Forecast (ECMWF) ensemble forecast of 2 m temperature taken from the TIGGE data and the observed data. The results show that the probability forecast can provide a plenty of forecast products as well as better forecast average value than the original deterministic forecast. The Bayesian model averaging (BMA) approach was applied to conduct the multimodel ensemble probabilistic forecast by using China Meteorological Administration (CMA), US National Centers for Environmental Prediction (NCEP) and ECMWF ensemble forecast data. More reasonable probability distribution was acquired from the BMA forecast, the distribution average value can be used as the mod-

收稿日期:2013-06-13;改回日期:2013-09-30

基金项目:公益性行业(气象)科研专项(GYHY200906009);江苏高校优势学科建设工程资助项目(PAPD)

通信作者:智协飞,博士,教授,博士生导师,研究方向为季风动力学、数值天气预报, zhi@nuist.edu.cn.

el forecast, and the standard deviation and the confidence interval reflect the variable range of the forecast. Therefore, the probabilistic forecast based on the Bayesian forecast model is able to provide more accurate forecast as well as more comprehensive forecast information. The BMA ensemble forecast is superior to the ensemble mean forecast in terms of its forecast accuracy, and it can quantitatively provide the uncertainty of the forecast as well. The BMA probabilistic forecast experiment was carried out by using 51 members of the ECMWF ensemble forecasts. The results show that the BMA forecast merges the description of uncertainty of each ensemble member, and it adjusts the average value of probabilistic forecast in order to make it closer to the observed value. The probability density distribution (PDF) of BMA forecast can better reflect the realistic distribution of atmosphere.

Key words: forecasting uncertainty; probabilistic forecast; Bayesian model averaging (BMA)

0 引言

Lorenz (1963, 1965) 发现大气运动中的混沌现象, 指出即使是很小的来自初始场或者模式的一个微小误差在积分过程中都将演变为较大的误差, 进而影响预报结果。对于数值模式, 不管是预报模式本身, 还是模式的初始场、边界条件或者模式参数, 都存在明显的不确定性, 这就导致了模式结果只能无限地逼近大气的“真值”, 而实际大气的真正状态永远也不可能被完全精确地描述出来。这些诸多的不确定性, 使得数值预报中即使用最完美的模式和最完善的初始场, 其预报结果也存在不确定性。

集合预报的产生和使用在一定程度上弥补了预报的不确定性, 提高了预报精度, 并使天气预报从“确定论”向“随机论”的方式转变。Lorenz (1969) 最早提出了集合预报的思想。Leith (1974) 将 Lorenz 的非线性理论与 Epstein (1969) 的动力随机预报理论相结合, 提出了可用于实际预报的蒙特卡罗方法。随后, 集合预报从单一模式的经典的初值集合发展到考虑物理不确定性的物理集合, 又从单一模式发展到多模式集合预报技术。Krishnamurti et al. (1999, 2000) 系统地阐述了超级集合预报方法。智协飞等 (2009) 提出滑动训练期超级集合预报方法, 明显提高了超级集合预报的技巧。大量的研究表明, 多模式集成预报方法可以明显地改进地面气温和降水的预报技巧 (林春泽等, 2009; 智协飞等, 2009; 智协飞和陈雯, 2010; 智协飞等, 2010; 王亚男和智协飞, 2012; 周文友和智协飞, 2012; Zhi et al., 2012; 崔慧慧和智协飞, 2013; 智协飞等, 2013; Wang et al., 2013)。

在目前这种多模式且各个模式又有多个成员的情况下, 若出现不同的预报方向如何处理? 自 Barnard (1963) 首先提出了模式结合的概念后, Roberts (1965) 提出用一个分布函数将两种不同意见或模式结合。这种分布函数与贝叶斯模式平均

(BMA) 相似, 是两个模式的后验分布的加权平均。随后 Leamer (1978) 将上述想法加以拓展并阐述了 BMA 的基本框架。Hoeting et al. (1999) 就 BMA 方法作了系统阐述和探讨, 在考虑模式不确定性时, 得出 BMA 方法的表现优于单个模式的结果, 还可对相关参数进行推断, 更是大大简化了模式的选择。BMA 方法较传统方法提供了更好的估计方法。Rajagopalan et al. (2002) 提出了贝叶斯方案, 权重由多模式集合的最大对数似然函数确定。其他一些作者将贝叶斯模式平均 (BMA) 方法用于多模式集合的后处理上 (Doblas-Reyes et al., 2005; Hagedorn et al., 2005; Raftery et al., 2005)。BMA 方法最初用于地面温度和海表气压的定量化预报 (Raftery et al., 2005; Wilson et al., 2007); 此后, Sloughter et al. (2007) 将 BMA 方法用于定量降水的概率预报。DelSole (2007) 探讨了在线性回归问题中考虑先验信息的贝叶斯回归框架和条件最小二乘法。Fraley et al. (2010) 将 BMA 方法进行了发展, 并用于实践中常出现的有缺省或者可替换的集合成员的情况, 结果表明多模式集成 BMA 方法的结果要优于任何单一的、未处理的或者单个集合预报系统的 BMA 后处理结果。陈法敬等 (2011) 利用贝叶斯概率预报模式对单值预报进行概率预报的转换, 并在有效预报信息评分的基础上对多个贝叶斯模式下的后验概率预报进行了集合和释用。李刚 (2011) 利用 2008 年 1 月 TIGGE 集合预报资料中的 CMA、NCEP 和 ECMWF 三个预报中心的集合预报产品, 进行了概率预报的改进和多模式集合的贝叶斯概率预报试验。赵琳娜等 (2011) 利用 BMA 方法对淮河流域的定量降水预报进行了集成与订正, 并采用排序概率评分 (CRPS)、平均绝对误差 (MAE) 和 Brier 评分 (BS) 等检验方法, 对 BMA 模式的订正结果进行检验, 结果表明预报能力得到提高, 比确定性预报更好。Yang et al. (2012) 采用 Tweedie 分布对降水进行了二阶段处理, BMA 方法效果优于其他方法。

智协飞等(2014)采用了两种概率预报方法,BMA和多元高斯集合核拟合法进行了多模式集成的概率天气预报和气候预测研究,两种方法均与实测结果比较一致。

本文利用2008年1月1—31日TIGGE资料中ECMWF、NCEP和CMA三个中心地面气温的24~168 h集合预报及同期的观测资料进行概率预报试验。对某一确定性预报概率化后的预报结果进行评估和释用,同时还要评估各预报成员在BMA集成模式下的预报效果及适应性,为气象业务部门在业务预报中制作概率预报和BMA集成预报提供有益的指导。

1 贝叶斯概率预报模式

1.1 模式建立

在利用贝叶斯统计理论时,需要通过对已有的预报值 X 和观测值 Y 来进行预报的决策(张洪刚,2005)。在预报时刻 t ,所拥有的资料为观测资料 $(y_1, y_2, \dots, y_{t-1})$ 和确定性预报结果 $(x_1, x_2, \dots, x_t)$,根据这些已有信息对 t 时刻将出现的观测值 y_t 进行预报决策。但 $t-1$ 时刻, y_t 是未知量,因此就需要利用已知的信息进行 y_t 的概率预报。

$$\Phi(y|x) = \frac{f(x|y)g(y)}{\int_{-\infty}^{\infty} f(x|\xi)g(\xi)d\xi} \quad (1)$$

利用贝叶斯随机形式(1)便可以得到 y_t 的贝叶斯后验概率密度函数:

$$\Phi_t(y_t|y_1, y_2, \dots, y_{t-1}, x_1, x_2, \dots, x_t) = \frac{F_t G_t}{\int_{-\infty}^{\infty} F_t G_t dy_t} \quad (2)$$

式中: Φ_t 为 y_t 的后验密度函数; $F_t = f_t(x_1, x_2, \dots, x_t|y_1, y_2, \dots, y_{t-1})$; $G_t = g_t(y_1, y_2, \dots, y_{t-1})$; g_t 为先验分布函数。对于确定的预报值 X , $f_t(x_1, x_2, \dots, x_t|y_1, y_2, \dots, y_{t-1})$ 为观测值 Y 的似然函数。

在对(2)式进行计算时,常作以下简化和假设(Krzysztofowicz, 1985)。

首先,以 $y_1, y_2, \dots, y_{t-1}$ 为条件,假定预报值 $x_1, x_2, \dots, x_t$ 是随机的,则似然函数可以化为

$$F_t = f_t(x_1, x_2, \dots, x_t|y_1, y_2, \dots, y_{t-1}) = \prod_{i=1}^t f_i(x_i|y_1, y_2, \dots, y_{t-1}) \quad (3)$$

其次,以观测值 y_i 为条件,假定观测值 y_i 和预报值 x_i 是随机独立的,则似然函数可进一步化为

$$f_t(x_i|y_1, y_2, \dots, y_{t-1}) = f_i(x_i|y_i) \quad (4)$$

由第一个假设,似然函数 f_t 以 $y_1, y_2, \dots, y_{t-1}$ 为

条件,通过对每一个预报值 x_i 求得;在第二个假设中,在对 x_i 作概率预报时,只需要观测值 y_i 就可以求出,其他的先验信息 $y_1, y_2, \dots, y_{i-1}$ 都与 x_i 无关。

上述的假设并没有涉及到预报值序列 x_i 的信息,但 x_i 还取决于对观测值 y_i 的假设。假设观测序列 y_i 满足一阶马尔可夫过程,则

$$G_t = g_t(y_1, y_2, \dots, y_t) = \prod_{i=1}^t g_i(y_i|y_{i-1}) \quad (5)$$

式中: $g_1(y_1|y_0) = g_1(y_1)$ 为初始状态密度; $g_2, g_3, \dots, g_t$ 为转移密度函数。将(3)—(5)式代入(2)式,可得

$$\begin{aligned} \Phi_t(y_t|y_1, y_2, \dots, y_{t-1}, x_1, x_2, \dots, x_t) &= \frac{F_t G_t}{\int_{-\infty}^{\infty} F_t G_t dy_t} = \\ &= \frac{\prod_{i=1}^t f_i(x_i|y_i) g_i(y_i|y_{i-1})}{\int_{-\infty}^{\infty} \prod_{i=1}^t f_i(x_i|y_i) g_i(y_i|y_{i-1}) dy_i} = \\ &= \frac{f_t(x_t|y_t) g_t(y_t|y_{t-1})}{\int_{-\infty}^{\infty} f_t(x_t|y_t) g_t(y_t|y_{t-1}) dy_t} = \Phi_t(y_t|y_{t-1}, x_t) \end{aligned} \quad (6)$$

式中: y_t 的后验概率密度函数只与前一时次观测值 y_{t-1} 和本时次的预报值 x_t 有关,所以只需求出先验密度函数 $g_t(y_t|y_{t-1})$ 和似然函数 $f_t(x_t|y_t)$ 的分布形式,就可由贝叶斯公式得出 y_t 的后验密度分布,从而进行确定性预报向概率预报的转化。

1.2 模式求解

在求解上述函数 f_t, g_t 中,目前对先验分布的所有假设中只有线性—正态假设能够导出后验密度分布函数的解析解,所以线性正态假设的应用相当广泛(Krzysztofowicz, 1983;王善序,2001)。而大气中的温度和气压近似地服从正态分布(么枕生和丁裕国,1990;黄嘉佑,2004),所以在正态、线性的假定下进行直接的温度和气压的概率预报是可行的(陆如华和裴国庆,1995;Raftery et al., 2005)。

参考张洪刚(2005),在贝叶斯模式中似然函数、先验分布函数和后验密度函数分别有如下关系。

(1) 似然函数 $f(X|Y)$

对于似然函数 f_t ,假设由预报变量 x_t 与观测值 y_t 有线性关系,

$$x_t = a_t y_t + b_t + e_t \quad (7)$$

式中: a_t, b_t 为固定参数; e_t 为残差且服从正态分布 $e_t \sim N(0, \sigma_t^2)$ 。对于不同的 $t, (e_1, e_2, \dots, e_t)$ 是相互独立的,因此似然函数可表示为

$$f_t(x_t | y_t) = \frac{1}{\sigma_t} q\left(\frac{x_t - a_t y_t - b_t}{\sigma_t}\right). \quad (8)$$

其中, $q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}x^2}$ 为标准正态概率密度函数。

(2) 先验分布函数 $g(Y)$

对于先验分布 g_t , 设观测值 $(y_1, y_2, \dots, y_t)$ 服从一阶马尔可夫过程, 则有

$$y_t = c_t y_{t-1} + d_t + r_t. \quad (9)$$

其中: c_t, d_t 为固定参数; r_t 表示残差且服从正态分布 $r_t \sim N(0, \delta_t^2)$ 。对于不同的 t , $(r_1, r_2, \dots, r_t)$ 是相互独立的, 则先验分布密度函数为

$$g_t(y_t | y_{t-1}) = \frac{1}{\delta_t} q\left(\frac{y_t - c_t y_{t-1} - d_t}{\delta_t}\right). \quad (10)$$

(3) 后验密度函数 $\Phi_t(y_t | y_{t-1}, x_t)$

由正态密度函数公式 $p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$, 将

(10)、(8)式代入(6)式, 整理得到

$$\begin{aligned} \Phi_t(y_t | y_{t-1}, x_t) &= \frac{f_t(x_t | y_t) g_t(y_t | y_{t-1})}{\int f_t(x_t | y_t) g_t(y_t | y_{t-1}) dy_t} = \\ &= \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x_t - a_t y_t - b_t)^2}{2\sigma^2}} \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta} e^{-\frac{(y_t - c_t y_{t-1} - d_t)^2}{2\delta^2}}}{\int \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x_t - a_t y_t - b_t)^2}{2\sigma^2}} \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta} e^{-\frac{(y_t - c_t y_{t-1} - d_t)^2}{2\delta^2}} dy_t}. \end{aligned}$$

对上式积分进行化简, 则可得到如下后验概率密度函数:

$$\Phi_t(y_t | y_{t-1}, x_t) = \frac{1}{T_t} q\left(\frac{y_t - (A_t y_{t-1} + B_t x_t + C_t)}{T_t}\right). \quad (11)$$

其中: $A_t = \frac{c_t \sigma_t^2}{a_t^2 \delta_t^2 + \sigma_t^2}$; $B_t = \frac{a_t \delta_t^2}{a_t^2 \delta_t^2 + \sigma_t^2}$; $C_t = \frac{d_t \sigma_t^2 - a_t b_t \delta_t^2}{a_t^2 \delta_t^2 + \sigma_t^2}$;

$$T_t^2 = \frac{\delta_t^2 \sigma_t^2}{a_t^2 \delta_t^2 + \sigma_t^2}.$$

1.3 贝叶斯模式性能分析

由前述的贝叶斯概率预报模式可知, 该模式只需在每一个时刻得到一个确定性预报值, 就能对该预报值进行贝叶斯概率预报, 并进行下一个时刻的预报。在该预报模式中, 各参数均可以用现有资料通过最小二乘法拟合。最优的拟合训练期长度可以通过试验获得(智协飞等, 2009; Zhi et al., 2012), 本文所用的拟合训练期长度取为 20 d。在贝叶斯概率预报模式中的各参数 A_t, B_t, C_t 和 T_t^2 可化为

$$A_t = \frac{c_t \sigma_t^2}{a_t^2 \delta_t^2 + \sigma_t^2} = \frac{c_t}{a_t^2 \delta_t^2 / \sigma_t^2 + 1},$$

$$B_t = \frac{a_t \delta_t^2}{a_t^2 \delta_t^2 + \sigma_t^2} = \frac{a_t}{a_t^2 + \sigma_t^2 / \delta_t^2} = \frac{1}{a_t + \sigma_t^2 / (\delta_t^2 a_t)},$$

$$C_t = \frac{d_t \sigma_t^2 - a_t b_t \delta_t^2}{a_t^2 \delta_t^2 + \sigma_t^2} = \frac{d_t - a_t b_t \delta_t^2 / \sigma_t^2}{1 + a_t^2 \delta_t^2 / \sigma_t^2},$$

$$T_t^2 = \frac{\delta_t^2 \sigma_t^2}{a_t^2 \delta_t^2 + \sigma_t^2} = \frac{\delta_t^2}{a_t^2 \delta_t^2 / \sigma_t^2 + 1}. \quad (12)$$

(12)式表明, 当 $\sigma_t^2 \rightarrow \infty$ 时, 即似然函数方差趋于无穷大时, 也就是预报值和观测值之差非常大时, 有 $A_t \rightarrow c_t, B_t \rightarrow 0, C_t \rightarrow d_t$ 和 $T_t^2 \rightarrow \delta_t^2$, 即 y_t 的后验密度 Φ_t 趋于先验密度分布(气候分布), 此时模式的概率预报失效。但从(12)式中的第4式可以看出, 无论 σ_t^2 取多大, 后验密度函数的标准差 T_t 将永远小于先验密度函数的 δ_t 。也就是说, 在贝叶斯概率预报模式中, 其后验密度分布的预报效果优于先验密度分布(气候分布)所做的预报效果。

2 贝叶斯模式平均法(BMA)

2.1 BMA 模式基本原理

根据 Madigan and Raftery (1994) 和 Hoeting et al. (1999) 的研究, 假设 y 为预报量, $y_T = \{y_1, y_2, \dots, y_t\}$ 为观测序列, $M = \{M_1, M_2, \dots, M_k\}$ 为参与预报的 k 个模式。根据 BMA 理论, 则在给定观测序列 y_T 下的预报变量 y 的后验概率密度分布可表示为

$$p(y | y_T) = \sum_{i=1}^k p(M_i | y_T) p(y | M_i, y_T). \quad (13)$$

式中: k 代表参与集成预报的模式个数; $P(y | M_i, y_T)$ 为在给定样本 y_T 和对应 M_i 模式下预报量 y 的后验概率分布; $P(M_i | y_T)$ 为给定的样本 y_T 下 M_i 模式下的最优概率。显然预报量 y 的多模式集成预报是以概率密度函数或其对应的分布形式表示的。而模式中的概率之和为 1, 即 $\sum_{i=1}^k p(M_i | y_T) = 1$, 所以(13)

式可以看成是以 $P(M_i | y_T)$ 为权重, 对所有预报成员的后验概率分布的一个加权平均。另外, 在得到的预报量 y 中, 每个模式的预报值 y_k 可以得到订正, 得到新的预报值 $\bar{y}_k$, 从而也可以得到每个预报模式在 $\bar{y}_k$ 下的条件概率密度函数 $g_k(y | \bar{y}_k, M_k)$ 。因此 BMA 模式可化为

$$p(y | y_T) = \sum_{i=1}^k w_i \cdot g_k(y | \bar{y}_k, M_i). \quad (14)$$

式中: $w_i = p(M_i | y_T)$ 表示第 i 个预报成员的权重系

数,即相应模式下的最优后验概率,且 $\sum_{i=1}^k w_i = 1$ 。

2.2 BMA 模式的期望和方差估算

由 (13) 式和概率分布假设,模式中预报量 y 的点估计均值和方差分别为

$$E(y | y_T) = \int y \cdot \left(\sum_{k=1}^K p(M_k | y_T) p(y | M_k, y_T) \right) dy = \sum_{k=1}^K p(M_k | y_T) \int y \cdot g_k(y | \bar{y}_k, M_k) dy = \sum_{k=1}^K w_k \cdot \bar{f}_k, \quad (15)$$

$$D(y | y_T) = \int (y - E(y | y_T))^2 \cdot \left(\sum_{k=1}^K p(M_k | y_T) g_k(y | \bar{y}_k, M_k) \right) dy = \sum_{i=1}^k w_i (\bar{f}_i - \sum_{i=1}^k w_i \bar{f}_i)^2 + \sum_{i=1}^k w_i \sigma_i^2. \quad (16)$$

(15)、(16) 式中: $w_i = p(M_i | X)$ (Hoeting et al., 1999); $\bar{f}_i$ 、 σ_i^2 分别为样本空间 y_T 与模式 M_i 下的预报变量期望值和方差。(15) 式表明, BMA 模式中预报量 y 的点估计均值是以 w_i 为权重对各模式期望均值的一个加权平均。(16) 式表明, BMA 模式中的方差来自模式间误差 $\sum_{i=1}^k w_i (\bar{f}_i - \sum_{i=1}^k w_i \bar{f}_i)^2$ 和模式内误差 $\sum_{i=1}^k w_i \sigma_i^2$ 两部分。

2.3 EM 算法估算 BMA 模式参数

在 BMA 模式中,参数 w_k 和 σ_k^2 ($k=1, 2, \dots, K$) 可以由观测样本数据进行估计。本文采用极大似然估计(maximum likelihood estimation)对期望值的极大化进行迭代求解。迭代过程分成两个步骤:第一步求期望值,简称 E 步(expectation step),该步在已知变量和当前参数估计的情况下,估算出完全数据集上的似然函数和期望值;第二步解决最大化问题,即 M 步(maximization step),该步是在承认 E 步的估计是正确的前提下,重新对参数进行估计,使得参数值在 E 步完全数据集极大化。可以证明似然值在每一步迭代过程中都不会减少(Bilmes, 1998)。Dempster et al. (1977) 证明了 EM 算法的收敛性。这样就可以保证最后能收敛到数据集上最大。反复进行上述二步的运算,直到结果收敛为止。

3 贝叶斯概率预报试验

在以下的概率预报试验中,使用了中国气象局

(CMA)、欧洲中期天气预报中心(ECMWF)和美国国家环境预报中心(NCEP)三个中心 2008 年 1 月 1 日至 31 日每日 12 时(世界时)地面气温 120 h 集合预报结果,预报区域为(70~150°E, 10~55°N)。

贝叶斯预报模式建立后,通过上面第二部分的分析可知其后验概率密度分布的预报能提供更好的预报。下面利用中国气象局(CMA)、美国国家环境预报中心(NCEP)和欧洲中期天气预报中心(ECMWF)三个中心的预报系统的数值预报结果进行概率预报试验。

图 1 给出了 CMA、NCEP 和 ECMWF 三个中心各自的控制预报在 2008 年 1 月 31 日起报的南京地面气温 120 h 预报结果和相应的贝叶斯概率预报。

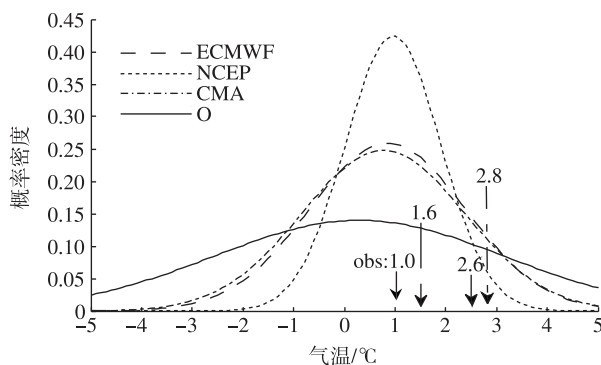


图 1 CMA、NCEP 和 ECMWF 在 2008 年 1 月 31 日起报的南京 120 h 确定性预报(箭头)和概率预报(虚线)以及观测值(obs)和气候分布(O)

Fig. 1 The 120 h deterministic forecast (arrows) and probability forecast (dashed lines) of CMA, NCEP and ECMWF models issued on 31 January 2008, together with the observed value (obs) and the climate distribution (O) at Nanjing station

由图 1 可见,贝叶斯概率预报模式能够将单一的确定性预报转化为一个连续函数形式的概率预报。图中三个中心的控制预报给出的是一个单值的预报,给出的预报信息是该预报值出现的概率为 100%,否定了其他预报值出现的可能,这是不科学的。而经过转换后的三个中心的控制预报所对应的贝叶斯概率预报却给出了每个预报值出现的可能,提供更全面、更高精度的预报信息,且可以看出它们的概率分布均优于先验分布(气候分布)。同时也可看出,三个概率预报所指示的预报值出现的范围各不相同,在南京站 1 月 31 日的 120 h 预报中, NCEP 的预报较其他两个中心的概率预报所给出的概率分布更为集中,其预报均值更接近实况,能反映大气的真实状态。

表 1 给出了图 1 中各中心单一预报成员的预报结果与贝叶斯概率模式的预报结果。表中的贝叶斯预报结果用后验概率密度函数的均值进行发布(张洪刚等,2003)。

表 1 各预报中心单一预报成员在南京站的离差、峰值离差、标准差和置信水平为 95%的置信区间

Table 1 Deviation, peak deviation, standard deviation and confidence interval (at 95% confidence level) of each single model forecast from ECMWF, CMA and NCEP at Nanjing station

	离差/℃	峰值离差/℃	标准差/℃	置信区间
ECMWF	0.6	0.3	1.6	(0.2,1.3)
CMA	1.8	0.2	1.5	(0.3,1.4)
NCEP	1.6	0.1	1.0	(0.6,1.3)

由表 1 可以看出,根据各中心预报成员的数值预报结果得到的概率预报均值与观测值的离差比直接的控制预报与观测值的离差小得多,改善效果最好的是 CMA, 预报离差减小了 1.6 ℃, 其次是 NCEP(减小了 1.5 ℃)。另外,标准差与概率预报峰值离差具有同样的大小次序,即标准差越小,越能反映大气的实际状态。而在同样为 95%的置信水平下,三个中心中,NCEP 的置信区间最小,说明 1 月 31 日 NCEP 对南京站的预报效果比其他两个中心好。另一方面,三个确定性预报所产生的贝叶斯概率预报中,其预报性能也存在差异,NCEP 表现的预报性能最好。因此,相对于单个的确定性预报,基于贝叶斯预报模式的概率预报不但能够提供更高精度的预报,而且能提供更全面的预报信息。因为贝叶斯模式下的概率预报所能表达的预报信息很多,可以直接提供累积概率预报和定概率及定宽度的中央置信区间的概率预报。

以 NCEP 预报成员的贝叶斯概率预报为例,如图 2 给出了南京站在 1 月 31 日起报的 120 h 预报的累积概率分布,预报了地面气温低于 2.0 ℃ 的概率为 86%;又如以定概率的中央置信区间表示,则南京站在 1 月 31 日 120 h 后地面气温会以 40% 的概率出现在(0.5 ℃,1.5 ℃)中,会以 83% 的概率出现在(0 ℃,3.2 ℃)中。

4 BMA 集成预报试验

为了验证 BMA 方法下的集成贝叶斯概率预报结果,利用 ECMWF 预报中心的 51 个预报成员的预报结果进行验证。下面给出了地面观测站 58500

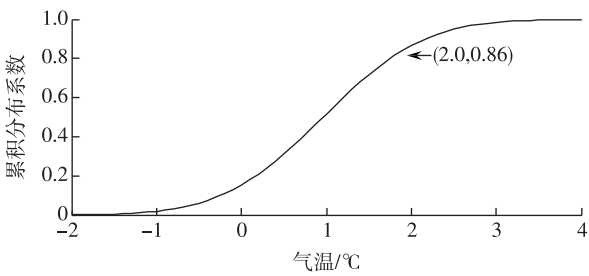


图 2 南京站在 2008 年 1 月 31 日起报的 NCEP 120 h 地面气温集合预报的累积分布函数(CDF)

Fig.2 Cumulative distribution function (CDF) of NCEP 120 h ensemble 2 m temperature forecast issued on 31 January 2008 at Nanjing station

(湖北阳新)和 56167(四川道孚)在 1 月 31 日起报的 120 h 预报时效的确定性预报结果与 BMA 预报结果。由表 2 可以看出,两个站点的 BMA 概率模式所提供的均值预报结果比集合平均预报结果更接近观测值,更能反映实际大气的温度。另外,从标准差来看,ECMWF 的预报产品在湖北阳新站所表现出的预报不确定性小一些,即其概率预报的可信度更高。

表 2 2008 年 1 月 31 日起报的 ECMWF 120 h 地面气温集合预报对道孚站和阳新站的集合平均与 BMA 预报的比较

Table 2 Comparison between ensemble mean and BMA forecast based on ECMWF 120 h ensemble forecast of 2 m temperature at DaoFu and Yangxin stations issued on 31 January 2008

	集合平均	BMA	标准差	观测值
四川道孚站	-1.1	3.3	2.2	2.8
湖北阳新站	5.7	3.4	0.5	4.0

图 3 给出了道孚站与阳新站在 BMA 集成方法中每个成员的系数及其相应标准差的贡献。可以看出,BMA 方法中每个成员的贡献大小,与标准差有很好的对应关系,当标准差很大时,预报效果较差,概率预报的不确定性较高,可信度较低,在 BMA 集成方法中权重就小。这很好地说明了期望最大化算法的可行性。

图 4 给出了阳新站和道孚站各预报成员和 BMA 集合方案下的概率密度函数。可以看出,每个成员和 BMA 集成预报所反映的预报概率分布各不相同。阳新站的各成员与集成预报所反映的贝叶斯概率预报的差异不但表现在均值上,而且表现在标准差上,即每个集合成员都对不同的预报均值,反映

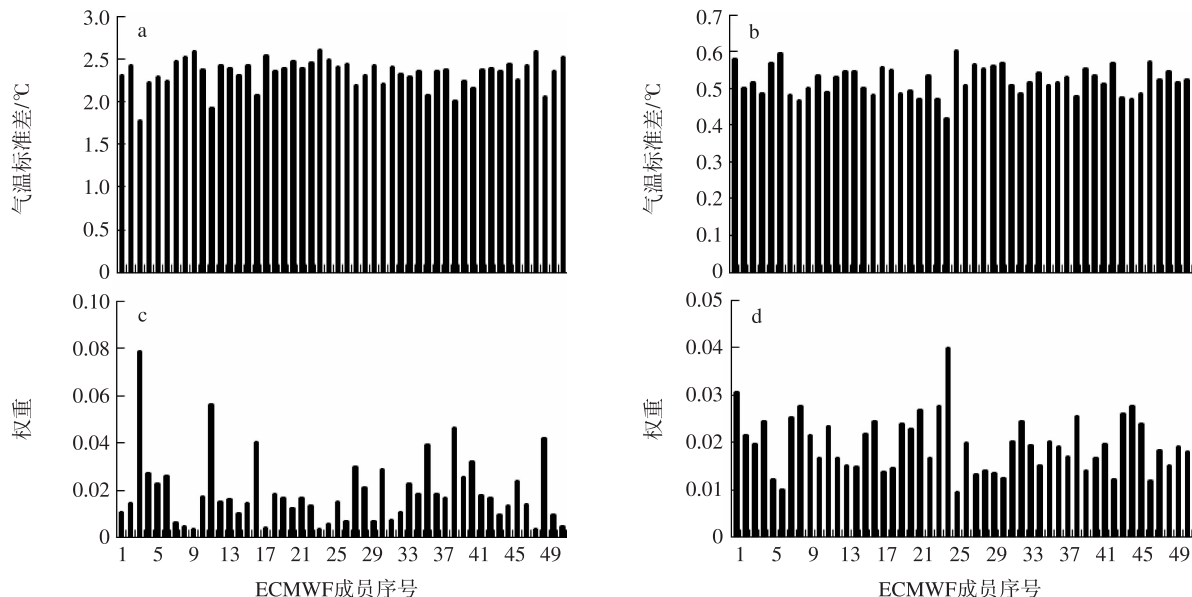


图3 道孚站(a,c)和阳新站(b,d)的 ECMWF 地面气温的 120 h 集合预报各成员的标准差(a,b)和权重(c,d)

Fig.3 (a,b) Standard deviation and (c,d) weight of each member of ECMWF 120 h ensemble forecast of 2 m temperature at (a,c) Daofu and (b,d) Yangxin stations

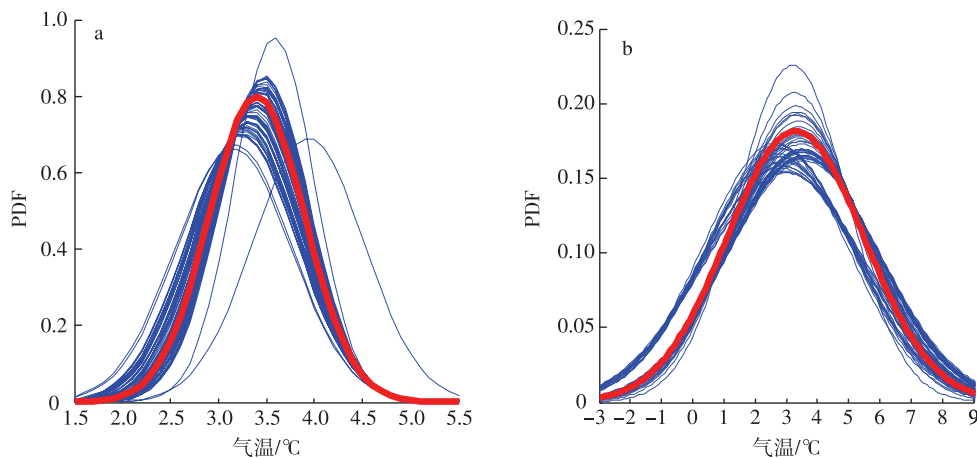


图4 2008年1月31日 ECMWF 各集合成员(蓝线)在阳新站(a)和道孚站(b)的 120 h 地面气温预报的 PDF 及其 BMA 集成的 PDF(粗红线)

Fig.4 PDF of ECMWF 120 h ensemble forecast(blue lines) and BMA forecast(thick red lines) of 2 m temperature at (a) Yangxin and (b) Daofu stations on 31 January 2008

出不同的不确定性。而 BMA 集成的概率预报的标准差介于中间,说明集成的贝叶斯概率预报并不会过度地放大或减小预报的不确定性。而道孚站中各集合成员与 BMA 集成的概率预报中,无论是预报均值还是标准差,相对阳新站都具有较大的差异。这时 BMA 集成的概率预报就显得更加重要,它不但融合了各成员间对预报不确定性的描述,还对概率预报的均值进行了调整,使之与观测值更为接近。其概率密度的分布更能反映真实的分布情况,从而弥补了各成员对预报不确定性偏差过大或过小的不足。

图5是湖北阳新站和四川道孚站在1月22—31日逐日地面气温的集合平均、贝叶斯概率预报均值及标准差。可以看出,ECMWF的集合预报对两个站总体上表现出负偏差,其中阳新站在27日和道孚站在23日的预报明显偏大。进行BMA集成的概率预报后,其期望均值与观测值偏差明显减小。另外,其标准差随时间的变化很小,表现得相当平稳。这一方面说明BMA概率预报的不确定性随时间很少变化,相当稳定;另一方面,这与BMA模式建立中的似然模式要求预报变量具有统计的平稳性相符。

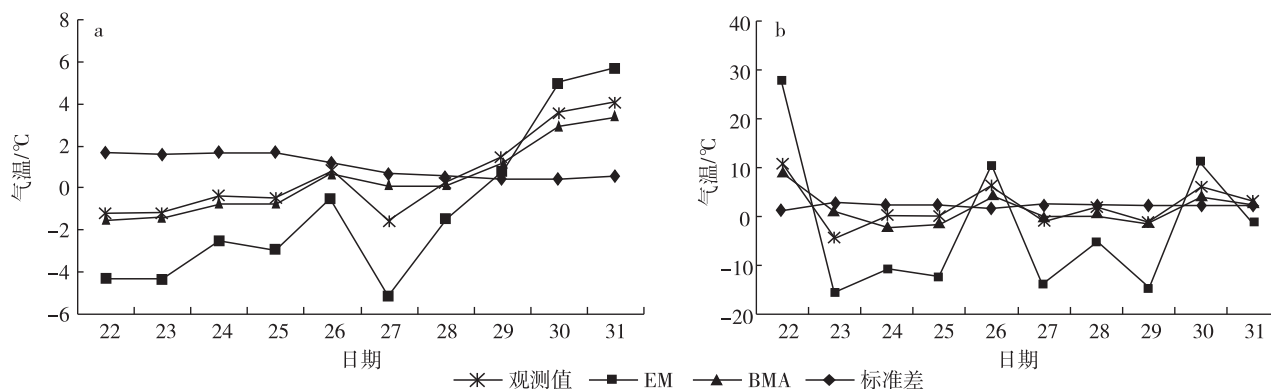


图5 阳新站(a)与道孚站(b)逐日地面气温的观测值、ECMWF 120 h 集合平均、BMA 模式概率预报均值及标准差

Fig.5 Observed value, ECMWF 120 h ensemble mean, BMA probability forecast average value and standard deviation of daily 2 m temperature at (a) Yangxin and (b) Daofu stations

5 结论与讨论

基于贝叶斯统计理论,本文把单一的确定性预报转化为概率预报。通过对似然函数和先验密度函数的正态线性假设,导出了贝叶斯概率预报的后验密度分布模式,并通过对模式参数的分析和试验,得到如下结论:

1)在对转换后的概率预报释用中,其既可作为确定性预报对外发布,也可以概率形式对外发布。因此,贝叶斯概率预报能够提供更为全面、更高精度的预报。

2)对于南京站 2008 年 1 月 31 日的 120 h 预报,ECMWF、CMA 和 NCEP 各中心预报成员得到的概率预报均值与观测值的离差都要比直接的控制预报与观测值的离差小得多,改善效果最好的是 CMA, NCEP 的预报较其他两个中心更能反映大气的真实状态。

3)在贝叶斯模式平均法(BMA)的集成概率预报试验中,对 ECMWF 各预报成员在 BMA 模式下进行概率预报集成。结果表明,ECMWF 各预报成员在 BMA 下的集成概率预报效果优于其集合平均效果。集合后的贝叶斯概率预报均值不仅更接近观测值,而且能对不同预报成员所表现的预报不确定性和预报均值再次调整,使之不但能改善预报均值,而且对各成员所表现的预报不确定性进行融合,更能客观反映大气的实际情况。

在进行单一确定性预报向连续型的概率预报转化时,基于贝叶斯统计理论的温度集合预报产品概率化方法中,贝叶斯统计理论、参数估计及模式中先验、似然函数分布的选取等都进行了很多简化处理,这可能会使试验结果不能充分体现单一确定性预报

概率化方法的某些特点。在以后的工作中,将对概率化模式做进一步改进。

参考文献:

- 陈法敬, 矫梅燕, 陈静. 2011. 一种温度集合预报产品释用方法的初步研究[J]. 气象, 37(1): 14-20.
- 崔慧慧, 智协飞. 2013. 基于 TIGGE 资料的地面气温延伸期多模式集成预报[J]. 大气科学学报, 36(2): 165-173.
- 黄嘉佑. 2004. 气象统计分析与预报方法[M]. 北京: 气象出版社.
- 李刚. 2011. 基于 TIGGE 资料的地面气温贝叶斯概率预报试验[D]. 南京: 南京信息工程大学.
- 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.
- 陆如华, 裴国庆. 1995. 天气概率预报的科学性及其应用前景[J]. 气象, 21(11): 3-6.
- 王善序. 2001. 贝叶斯概率水文预报简介[J]. 水文, 21(5): 33-34.
- 王亚男, 智协飞. 2012. 多模式降水集合预报的统计降尺度研究[J]. 暴雨灾害, 31(1): 1-6.
- 么枕生, 丁裕国. 1990. 气候统计: 修订本[M]. 北京: 气象出版社.
- 张洪刚. 2005. 贝叶斯概率水文预报系统及应用研究[D]. 武汉: 武汉大学.
- 张洪刚, 郭生练, 刘攀, 等. 2003. 贝叶斯概率洪水预报技术研究[C]//水问题研究与进展: 全国首届水问题研究学术研讨会论文集. 武汉: 湖北科学技术出版社: 61-66.
- 赵琳娜, 梁莉, 王成鑫, 等. 2011. 基于贝叶斯模型平均的集合降水预报偏差订正[C]//第 28 届中国气象学会年会论文集. 厦门: 中国气象学会.
- 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.
- 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.
- 智协飞, 伍清, 白永清, 等. 2010. 基于 IPCC-AR4 模式资料的地面气温超级集合预测[J]. 气象科学, 30(5): 708-714.
- 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.
- 智协飞, 彭婷, 李刚, 等. 2014. 多模式集成的概率天气预报和气候预

- 测研究进展[J].大气科学学报,37(2):248-256.
- 周文友,智协飞.2012.2009年夏季西太平洋台风路径和强度的多模式集成预报[J].气象科学,32(5):492-499.
- Barnard G A.1963.New methods of quality control[J].Journal of the Royal Statistical Society;Series A,126:255-258.
- Bilmes J A.1998.A gentle tutorial of the EM algorithm and its application to parameter estimation for Gaussian mixture and hidden Markov models[C]//Technical Report TR-97-021, Computer Science Division, Department of Electrical Engineering and Computer Science, U. C. Berkeley.
- DelSole T.2007.A Bayesian framework for multimodel regression[J].J Climate,20(12):2810-2826.
- Dempster A P, Laird N M, Rubin D B.1977.Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm[J].Journal of the Royal Statistical Society;Series B (Methodological),39(1):1-38.
- Doblas-Reyes F J, Hagedorn R, Palmer T N.2005.The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting—II. Calibration and combination[J].Tellus A,57(3):234-252.
- Epstein E S.1969.Stochastic dynamic prediction1[J].Tellus,21(6):739-759.
- Fraley C, Raftery A E, Gneiting T.2010.Calibrating multimodel forecast ensembles with exchangeable and missing members using Bayesian model averaging[J].Mon Wea Rev,138(1):190-202.
- Hagedorn R, Doblas-Reyes F J, Palmer T N.2005.The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting—I. Basic concept[J].Tellus A,57(3):219-233.
- Hoeting J A, Madigan D, Raftery A E, et al.1999.Bayesian model averaging: A tutorial[J].Statistical Science,14(4):382-417.
- Krishnamurti T N, Kishtawal C M, LaRow T E, et al.1999.Improved weather and seasonal climate forecasts from multimodel superensemble[J].Science,285:1548-1550.
- Krishnamurti T N, Kishtawal C M, Zhang Z, et al.2000.Multimodel ensemble forecasts for weather and seasonal climate[J].J Climate,13(23):4196-4216.
- Krzysztofowicz R.1983.Why should a forecaster and a decision maker use Bayes theorem? [J].Water Resources Research,19(2):327-336.
- Krzysztofowicz R.1985.Bayesian models of forecasted time series[J].Journal of the American Water Resources Association,21(5):805-814.
- Leamer E E.1978.Specification Searches[M].New York:John Wiley & Sons.
- Leith C E.1974.Theoretical skill of Monte Carlo forecasts[J].Mon Wea Rev,102(6):409-418.
- Lorenz E N.1963.Deterministic non-periodic flow[J].J Atmo Sci,20(2):130-141.
- 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.
- Madigan D, Raftery A E.1994.Model selection and accounting for model uncertainty in graphical models using Occam's window[J].Journal of the American Statistical Association,89:1535-1546.
- Raftery A E, Gneiting T, Balabdaoui F, et al.2005.Using Bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles [J].Mon Wea Rev,133(5):1155-1174.
- Rajagopalan B, Lall U, Zebiak S E.2002.Categorical climate forecasts through regularization and optimal combination of multiple GCM ensembles[J].Mon Wea Rev,130(7):1792-1811.
- Roberts H V.1965.Probabilistic prediction[J].Journal of the American Statistical Association,60:50-62.
- Sloughter J M L, Raftery A E, Gneiting T, et al.2007.Probabilistic quantitative precipitation forecasting using Bayesian model averaging [J].Mon Wea Rev,135(9):3209-3220.
- Wang Jia, Zhi Xiefei, Chen Yuwen.2013.Probabilistic multimodel ensemble prediction of decadal variability of East Asian surface air temperature based on IPCC-AR5 near-term climate simulations[J].Adv Atmos Sci,30(4):1129-1142. doi: 10.1007/s00376-012-2182-9.
- Wilson L J, Beauregard S, Raftery A E, et al.2007.Calibrated surface temperature forecasts from the Canadian ensemble prediction system using Bayesian model averaging [J].Mon Wea Rev,135(4):1364-1385.
- Yang Chi, Yan Zhongwei, Shao Yuehong.2012.Probabilistic precipitation forecasting based on ensemble output using generalized additive models and Bayesian model averaging [J].Acta Meteor Sinica,26(1):1-12.
- Zhi Xiefei, Qi Haixia, Bai Yongqing, et al.2012.A comparison of three kinds of multimodel ensemble forecast techniques based on the TIGGE data[J].Acta Meteor Sinica,26(1):41-51. doi: 10.1007/s13351-012-0104-5.

(责任编辑:倪东鸿)