

卡尔曼滤波的初值计算方法及其应用*

陆如华 徐传玉 张 玲 毛卫星

(国家气象中心, 北京 100081)

提 要

文章从气象应用角度论述了卡尔曼滤波在天气预报业务系统中应用的理论原理和计算方法. 介绍了不同季节的试验结果, 并分析了卡尔曼滤波的适应数值模式变化的能力和它的稳定性、可用性, 展示了它的优越性和应用前景.

关键词: 卡尔曼滤波; 递推系统; 参数计算方法; 稳定性; 可用性.

引 言

在天气预报领域中, 卡尔曼滤波是继 MOS、PP 方法之后被越来越多国家采用的较好的数值产品释用预报方法, 它可用来制作连续性预报量, 如温度、风、湿度等要素的预报. 该方法是由数学家卡尔曼(R. E Kalman)于1960年创立的, 应用到气象业务预报领域是从1987年开始的, 用该方法建立的统计模型能适应数值模式的变化. 因此, 得到越来越多国家的气象工作者的重视及应用. 本文介绍卡尔曼滤波用于天气预报的技术方法, 即递推系统的重要参数在递推起始及递推过程中的计算方法以及用于日常天气预报业务的流程, 并对预报试验结果进行了分析.

1 卡尔曼滤波应用技术

卡尔曼滤波是一种统计估算方法, 通过处理一系列带有误差的实际测量数据而得到所需要的物理参数的最佳估算值. 根据这一基本思想, 同样可以用以处理一系列带有误差的预报值而得到预报值的最佳估算值, 这对提高预报精度具有重要现实意义.

1.1 卡尔曼滤波系统组成及其气象意义

本文不讨论建立卡尔曼滤波系统本身的基本原理, 而是研究将它用于天气预报的基本方法. 我们视回归方程为卡尔曼滤波中的量测方程:

$$Y_t = X_t \beta_t + e_t \quad (1)$$

其中 Y_t 是 n 维量测变量(预报量), $Y_t = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$. X_t 是预报因子矩阵

* 国家“七五”攻关延续课题资助.

1996-06-13 收到, 1996-08-26 收到修改稿.

$$X_t = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix}_t$$

β_t 是回归系数, $\beta_t = [\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_m]^T$. e_t 为量测噪声, 是 n 维随机向量.

在卡尔曼滤波系统中, 将 β_t 作为状态向量, 它是变化的. 用状态方程来描写其变化, 则有

$$\beta_t = \Phi_{t-1}\beta_{t-1} + \varepsilon_{t-1}$$

其中 Φ_{t-1} 是转移矩阵, ε_{t-1} 为动态噪声, 是 m 维随机误差向量. 考虑到由季节和气候等原因所引起的 β 变化是渐进的, 且有随机性, 将状态变化过程假定为随机游动, 即假定 Φ_{t-1} 为单位矩阵^[1], 这对实际过程是一种良好的近似. 因此, 状态方程简化为

$$\beta_t = \beta_{t-1} + \varepsilon_{t-1} \quad (2)$$

式(2)表明, 从 $t-1$ 时刻变化到 t 时刻的过程中, 状态向量从 β_{t-1} 变化到 β_t 受到动态噪声 ε_{t-1} 影响.

动态噪声 ε_{t-1} 与量测噪声 e_t 都是随机向量, 并假定它们是互不相关的、均值为零、方差分别为 W 、 V 的白噪声.

根据上述对 ε_{t-1} 和 e_t 的假定, 应用广义最小二乘法, 可以得到下面一组公式:

$$\hat{Y}_t = X_t \hat{\beta}_{t-1} \quad (3)$$

$$R_t = C_{t-1} + W \quad (4)$$

$$\sigma_t = X_t R_t X_t^T + V \quad (5)$$

$$A_t = R_t X_t^T \sigma_t^{-1} \quad (6)$$

$$\hat{\beta}_t = \hat{\beta}_{t-1} + A_t(Y_t - \hat{Y}_t) \quad (7)$$

$$C_t = R_t - A_t \sigma_t A_t^T \quad (8)$$

式(3)至式(8)组成了递推系统.

其中: 式(3)是预报方程, \hat{Y}_t 为预报值, X_t 为预报因子, $\hat{\beta}_{t-1}$ 为回归系数估算值.

式(4)中的 R_t 为外推值 $\hat{\beta}_{t-1}$ 的误差方差阵, C_{t-1} 为滤波值 $\hat{\beta}_{t-1}$ 的误差方差阵, W 是动态噪声的方差阵. R_t 、 C_{t-1} 和 W 皆是 m 行 m 列的方阵.

式(5)中的 σ_t 是预报误差方差阵, X_t^T 为预报因子 X_t 的转置矩阵, V 是量测噪声的方差阵. σ_t 和 V 皆是 n 行 n 列的方阵.

式(6)中的 A_t 是增益矩阵(m 行 n 列), σ_t^{-1} 是 σ_t 的逆矩阵.

式(7)为系数 $\hat{\beta}_t$ 的订正方程, Y_t 是预报量的实测值.

式(8)为计算 C_t 的方程.

以上基本特征描述了滤波对象中最为简单的一种线性随机动态系统. 我们可视天气预报对象也是具有以上特征的线性随机动态系统, 卡尔曼滤波的量测方程就是通常天气预报中的预报方程, 状态向量就是预报方程中的系数, 与一般 MOS 方程所不同的是其系数是随时间变化的. 系数的理论值是得不到的, 只能求出它的估算值, 不需太多的 X_t 、 Y_t 样本, 就可求回归方程系数的估算值, 随后, 每增加一次新的量测 Y_t , X_t 时就应

用上述递推系统推算一次方程系数的最佳估值, 以此适应数值模式的变更.

1.2 递推系统的参数计算方法

1.2.1 递推系统参数初值的计算方法 由式(3)至(8)不难看出, 要反复运算这些公式实现递推过程, 必需首先确定初值 $\hat{\beta}_0$ 和 C_0 . 至今尚未有成熟的客观方法. 有些国家使用人工经验方法确定, 这不利于推广应用. 我们应用以下方法:

(1) $\hat{\beta}_0$ 的确定 用近期容量不大(2个月左右)的样本, 按照通常求回归系数估计值的办法很容易得到. 当然, 用小样本建立的预报方程, 其统计特性差, 若直接用于制作预报, 其误差大. 可通过其系数的不断更新来适应预报对象的统计特征, 提高预报精度^[4].

(2) C_0 的确定 C_0 是 $\hat{\beta}_0$ 的误差方差阵, 为了免去用样本资料作复杂计算, 一些文献上根据经验给出值, 如果回归系数的初值严格取为系统真值, 其误差方差是零.

由于 $\hat{\beta}_0$ 是从样本资料精确计算得到的, 可以假定它与理论值相等, 所以 C_0 是 m 阶的零方阵, 即

$$C_0 = [0]_{m \times m}$$

1.2.2 递推系统参数 W 和 V 的计算方法

(1) W 的确定 W 是动态噪音 ε_t 的方差阵, 根据白噪声的假定, W 的非对角线元素均为零:

$$W = \begin{bmatrix} w_1 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & w_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & w_m \end{bmatrix}$$

由于 ε 的期望值为零, 所以

$$w_j = E\varepsilon_j^2 \quad j = 1, 2, \cdots, m$$

因此, 有

$$w_j \approx \left[\sum_{t=1}^T (\varepsilon_j)_{t-1}^2 \right] / T \quad j = 1, 2, \cdots, m \quad (9)$$

另一方面, 从动态系统可知:

$$\varepsilon_{t-1} = \beta_t - \beta_{t-1}$$

则:

$$\sum_{t=1}^T \varepsilon_{t-1} = \sum_{t=1}^T (\beta_t - \beta_{t-1}) = \beta_T - \beta_0$$

对 ε 的每个分量 ε_j 均有:

$$\begin{aligned} \sum_{t=1}^T (\varepsilon_j)_{t-1} &= (\beta_j)_T - (\beta_j)_0 \\ [(\beta_j)_T - (\beta_j)_0]^2 &= \left[\sum_{t=1}^T (\varepsilon_j)_{t-1} \right]^2 \\ &= \sum_{t=1}^T (\varepsilon_j)_{t-1}^2 + 2 \sum_{1 \leq t < \tau \leq T} (\varepsilon_j)_{t-1} (\varepsilon_j)_{\tau-1} \end{aligned}$$

上式右端第一项是平方和,必定为正数,第二项是各交叉项之和,由于 ϵ 是均值为零的随机序列,可知第二项远小于第一项,因此有:

$$[(\beta_j)_T - (\beta_j)_0]^2 \approx \sum_{t=1}^T (\epsilon_j)_{t-1}^2 \quad (10)$$

将式(10)代入式(9),则得到:

$$w_j = [(\beta_j)_T - (\beta_j)_0]^2 / T \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (11)$$

从式(11)可见,用 β 的变化来估算 W 值,得到 W 的估算式如下:

$$W \approx \begin{bmatrix} (\Delta\beta_1)^2/\Delta T & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & (\Delta\beta_2)^2/\Delta T & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & (\Delta\beta_m)^2/\Delta T \end{bmatrix} \quad (12)$$

(2) V 的确定 V 是 e_t 的方差阵,根据白噪声假定, V 的非对角线元素皆为零:

$$V = \begin{bmatrix} v_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & v_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & v_n \end{bmatrix} \quad (13)$$

利用样本资料对预报量 Y 的 n 个分量(y_1, y_2, \dots, y_n)建立回归方程后,可以求出 n 个残差(q_1, q_2, \dots, q_n),从回归分析得知:

$q_1/(k-m-1), q_2/(k-m-1), \dots, q_n/(k-m-1)$ 分别就是 v_1, v_2, \dots, v_n 的无偏估计值,其中 k 是样本容量, m 是因子个数,必须 $k > m+1$,因此有:

$$V = \begin{bmatrix} \frac{q_1}{k-m-1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \frac{q_2}{k-m-1} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \frac{q_n}{k-m-1} \end{bmatrix} \quad (14)$$

当 $n=1$ 时, Y_t 成了标量, V 也是一个数值,即 $V=q/(k-m-1)$.

综上所述可以看出,确定递推系统参数的客观方法虽不是十分精确,却是一个合理的计算方法,关系到天气预报的稳定性和预报精度.我们只要用少量(2个月)的量测(X_t, Y_t)样本资料,就能得到这4个递推系统参数 β_0, C_0, W, V .

1.2.3 递推过程中参数计算方法 W, V 一旦确定之后,认为在递推过程中随机扰动的特性不变,因此在递推过程中只需要确定 $\hat{\beta}_t$ 及 C_t 这两个参数值.

分析式(7)可知,系数的更新原理是在已知前一时刻($t-1$)的系数($\hat{\beta}_{t-1}$)的基础上,加上订正项 $A_t(Y_t - \hat{Y}_t)$,获取该订正项构成了递推的主要过程. A_t 项是通过计算式(4)得到 R_t 及计算式(5)得到 σ_t 之后,在获得预报因子值 X_t 的前提下由式(6)得到,而计算预报误差($Y_t - \hat{Y}_t$)项十分简单,只要计算了预报方程(3)获得预报值之后,又获得了该预报量的观测值就能得到.系数订正项 $A_t(Y_t - \hat{Y}_t)$ 反应了 X_t, C_{t-1}, W, V 及预报误差等因

素对系数变化的综合作用,其中,预报误差对方程系数更新的影响更为重要.一般预报方程如 MOS 方程或 PP 方程在制作预报的过程中,即使是预报误差很大,也无法将预报误差反馈到预报方程,及时修正预报方程来提高预报精度,卡尔曼递推系统即有这种功能,这正是该方法有广泛应用前景的原因之一.除了预报误差对方程系数更新有重要影响之外,预报因子质量也是重要因素之一.

值得注意的是,在计算系数订正项 A_t 时,用到式(4),该式中的 C_{t-1} 也与 $\hat{\beta}_{t-1}$ 一样,在递推过程中是需更新的参数,直接计算式(8)就能获取.可以说,应用递推系统的过程是每增加一次新的量测 X_t 和 Y_t 时,利用 W 和 V 、前一次的系数 $\hat{\beta}_{t-1}$ 及其误差 C_{t-1} 就可推算下时刻的 $\hat{\beta}_t$ 及 C_t ,同时又作了要素预报,如此反复循环进行.

2 递推系统预报的业务流程

卡尔曼滤波系统适用于制作温度、湿度和风等连续性预报量的预报,为预报员提供这类客观指导预报产品.因此,需在计算机上建立用递推方法自动制作上述预报的自动化业务流程(图略)

2.1 流程结构

该流程由以下 3 个部分组成:

(1) 建立由通信系统得到的实时基本数据文件 各气象台都可通过通信系统得到两类基本资料即数值产品格点值,用双线性内插方法可建立实时站点数值产品因子文件;同时,还可得到站点的天气要素的观测值,经过检误和订正,可建立实时预报量的实测数据文件.

(2) 建立由递推系统本身生成的数据文件 递推系统本身生成的数据文件有:预报量的预报值文件、预报方程系数文件及预报方程系数误差的方差文件.这些文件的内容随着递推过程而不断更新,唯有随机误差的方差(W 、 V)在递推起始时被确定之后不再随递推过程而改变.

(3) 递推系统计算流程 输入以上两类实时基本数据文件的重要信息后,就可依次计算递推系统中的各个参数,得到由其生成的上述 3 种数据文件,作为下一个时刻 $t+\Delta t$ (Δt 为预报时效)运行递推系统的输入信息.

2.2 流程特点

从流程结构可以看出,递推系统制作天气预报必须在建立了上述两类数据文件基础上才能运行.在 t 时刻制作 $t+\Delta t$ 时刻的预报,只用 t 时刻所获取的数值预报产品,预报误差,前一时刻即 $t-\Delta t$ 的预报方程系数 $\hat{\beta}_{t-\Delta t}$ 及其误差方差 $C_{t-\Delta t}$ 等最新信息,对 $t-\Delta t$ 时刻的方程系数 $\hat{\beta}_{t-\Delta t}$ 作出订正而得到 t 时刻的方程系数 $\hat{\beta}_t$,而后作出 $t+\Delta t$ 时刻的预报,以此提高下一时刻 $t+\Delta t$ 的预报精度.这与预报员的思路也是一致的.整个流程的计算量并不十分大,存储空间也小,一般气象台配备微机就能应用.

3 预报试验结果分析

选择了北京单站及全国 36 个站作 48 h 最高气温及 36 h 最低气温预报业务试验,只

使用了两个月的量测(Y_t, X_t)样本资料, 确定了初始预报方程及初值 $\hat{\beta}_0$ 、 C_0 、 W 、 V , 从第 3 个月开始, 利用上述业务流程进行逐日预报试验, 试验日期分别为 1992 年 6 月至 1993 年 2 月及 1994 年 7 月至 1995 年 2 月, 下面对此结果进行如下分析:

3.1 稳定性分析

卡尔曼滤波系统通过更新预报方程中的各个系数来提高预报精度制作预报, 只有当系数变化不使预报误差随着递推次数的增加而增大, 则认为卡尔曼滤波系统制作预报是稳定的. 因此, 进一步分析递推过程的系数变化及预报误差变化特征是有必要的.

分析北京单站 36 h 最低气温预报方程中各个系数的月平均值(见表 1), 可以看出, 这些系数具有月际变化特征, 尤其是预报方程中的常数项 b_0 . 9 个月预报试验经历了夏、秋和冬季, b_0 的变化与最低气温实况变化十分一致, 具有季节特征(图 1), 说明卡尔曼滤波系统能通过更新 b_0 来反映气温的气候平均, 更新其它系数是对气候平均的一种补偿, 这种系数变化特征与分季建立 MOS 方程制作不同季节的预报是一致的. 分析在试验期间北京最低气温的 36 h 预报的预报误差的变化, 可以看到预报误差大小只与气温变化特性有关, 在遇到重要降温或升温(36 h 内气温变化大于 6°C 以上)时, 预报误差大, 在一般无重要降温或升温(36 h 内气温变化在 4°C 以内)时, 预报误差小, 这种预报误差变化特性也与 MOS 预报误差十分相似, 并没有因递推次数的增加, 预报误差也增大.

表 1 北京 36 h 最低气温预报方程系数的月平均值(1992 年 6 月~1993 年 2 月)
Table 1 The mean monthly values of coefficients in the eguation of 36 h minimum temperature forecast in Beijing (1992. 6~1993. 2)

月份	b_0	b_1	b_2	b_3	b_4
6	9. 27908	0. 21679	0. 39094	-0. 19577	0. 10930
7	10. 19816	0. 22045	0. 34557	-0. 04004	0. 08234
8	9. 36675	0. 21541	0. 24129	0. 21923	0. 65430
9	7. 29945	0. 20820	0. 26753	0. 29944	-0. 01351
10	5. 00603	0. 12772	0. 32940	-0. 17413	0. 05062
11	0. 57318	0. 08368	0. 46874	-0. 43591	-0. 06582
12	-3. 91155	0. 04737	0. 19320	0. 52195	-0. 12942
1	-6. 39263	0. 05289	0. 24041	1. 04232	-0. 13281
2	-4. 37478	0. 01790	0. 17948	1. 58318	-0. 20146

由此可见, 卡尔曼滤波系统虽然只使用了两个月的小样本量测 Y_t 、 X_t 资料, 却能通过更新预报方程中系数使预报仍具有稳定性.

3.2 可用性分析

卡尔曼滤波系统制作预报可用程度对预报员制作预报提供的参考程度如何, 需要进一步对资料较为完整的 19 个站进行预报可用分析. 除了采用最低气温逐日预报月平均绝对误差及月平均均方根误差(表 2)这两个统计量之外, 还与预报员的预报水平作了比较, 即用两者预报的月平均绝对误差之差(表 3)来表征. 通常以最低气温预报的月平均绝对误差为 2.5°C 来区分预报的可用程度, 即小于 2.5°C 时, 预报具有参考价值; 反之, 无参考意义. 按此标准, 分析表 2, 不难看到, 19 个站在 8 个月试验预报中, 有 80% 的月份的预报有参考价值, 仅有 20% 的月份无参考价值, 而且主要集中在 11 和 12 月, 反映了

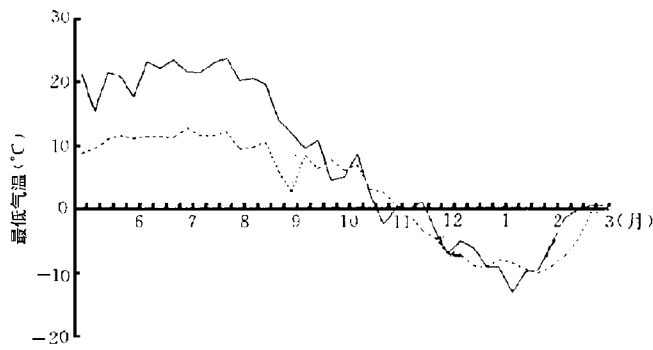


图 1 北京 36 h 最低气温预报方程中 b_0 (实线)与最低气温实况(虚线)变化比较(1992 年 6 月~1993 年 2 月)

Fig. 1 The daily comparison between b_0 coefficient of the eguation of 36 h minimum temperature forecast and observation of minimum temperature in Beijing (1992. 6~1993. 2)

表 2 各站 36 h 最低气温逐日预报的月平均绝对误差(1994 年 7 月~1995 年 2 月)

Table 2 The mean monthly absolute error of daily forecast of 36 h minimum temperature at stations (1994. 7~1995. 2)

序号	站名	7	8	9	10	11	12	1	2
1	北京	2.6	1.5	2.0	2.3	2.5	3.2	1.7	1.9
2	深圳	1.7	1.8	1.7	1.6	1.5	1.8	2.4	1.8
3	襄樊	1.8	1.1	1.7	1.8	2.6	2.0	1.9	2.3
4	安庆	1.9	1.0	1.7	2.1	2.3	3.2	1.8	2.2
5	张家界	2.7	2.0	1.5	1.9	2.5	2.0	1.9	1.6
6	昆明	1.3	0.9	1.7	1.8	2.4	1.9	2.0	
7	西昌	1.7	1.3	1.8	1.8	1.7	1.8	3.0	1.9
8	十堰	1.6	1.3	1.6	2.7	2.8	2.4	1.6	2.7
9	遵义	1.9	2.9	1.4	1.1	2.5	2.5	1.5	1.6
10	邯郸	1.2	1.6	2.3	1.6	3.2	2.5	1.5	2.1
11	西安	1.6	1.9	1.9	3.9	2.9	2.1	1.2	1.9
12	满州里	2.6	2.3	2.6	2.8	3.1	3.3	3.5	1.0
13	黄石	1.8	1.3	1.7	1.8	2.0	2.9	1.8	2.2
14	宜昌	3.9	1.5	1.5	1.0	2.1	1.9	1.5	1.5
15	佳木斯	1.8	2.2	2.3	2.8	3.3	2.9		
16	九江	1.8	1.6	1.2	2.1	1.8	2.9	2.4	1.8
17	徐州	2.6	1.6	2.4	2.6	2.2	2.7	2.5	2.1
18	庐山	2.5	1.9	1.6	2.7	1.5	3.1	2.5	2.2
19	喀什	3.1	2.2	2.3	2.3	1.3	1.6	2.6	2.1

表 3 各站 36 h 最低气温逐日预报的月平均均方根误差(1994 年 7 月~1995 年 2 月)

Table 3 The mean monthly RMSE of daily forecast of 36 h minimum temperature at stations (1994. 7~1995. 2)

序号	站名	7	8	9	10	11	12	1	2
1	北京	3.9	2.1	2.7	2.8	3.3	3.8	2.4	2.3
2	深圳	2.3	2.4	2.4	2.1	1.8	2.3	3.0	2.3
3	襄樊	2.3	1.5	2.0	2.4	3.4	2.6	2.2	2.8
4	安庆	2.8	1.6	2.1	2.8	2.9	4.0	2.3	2.7
5	张家界	4.3	2.4	2.0	2.2	3.1	2.6	2.4	1.9
6	昆明	1.9	1.4	2.2	2.2	3.0	2.5	2.7	
7	西昌	2.2	1.7	2.2	2.5	2.1	2.3	4.2	2.4
8	十堰	2.4	1.6	2.1	3.2	4.0	3.1	2.1	3.1
9	遵义	3.0	5.7	1.8	1.9	3.8	3.1	2.0	2.0
10	邯郸	2.0	1.9	3.3	3.3	4.3	3.1	1.9	2.4
11	西安	2.0	2.4	2.3	2.3	3.4	2.7	1.6	2.5
12	满州里	3.2	2.8	3.1	3.1	3.8	4.5	4.4	1.6
13	黄石	2.8	1.6	2.0	2.0	2.9	3.7	2.3	3.1
14	宜昌	5.7	1.8	1.9	1.9	3.1	2.6	2.1	1.9
15	佳木斯	2.2	2.6	3.0	3.0	4.9	3.5		
16	九江	2.5	1.8	1.6	1.6	2.4	3.5	2.9	2.8
17	徐州	4.1	2.0	3.0	3.0	3.1	3.7	3.1	3.3
18	庐山	4.2	2.5	2.0	2.0	2.3	4.0	3.1	2.4
19	喀什	4.1	2.9	2.9	2.9	1.6	2.2	3.7	2.5

表 4 两种方法制作 36 h 最低气温逐日预报的月平均绝对误差的差值(1994 年 7 月~1995 年 2 月)

Table 4 The contrast of the mean monthly absolute errors for the daily forecast of 36 h minimum temperature by two methods (1994. 7~1995. 2)

序号	站名	7	8	9	10	11	12	1	2	平均
1	北京	1.5	0.5	0.7	0.6	0.8	1.6	0.3	0.6	0.8
2	深圳	0.5	0.6	0.5	0.5	0.2	0.1	0.4	0.2	0.4
3	襄樊	0.3	-0.3	0.2	-0.4	0.6	0.4	0.2	0.5	0.2
4	安庆	1.1	0.1	0.1	-0.2	0.2	1.4	0.0	0.8	0.4
5	张家界	0.6	-0.7	0.0	-0.4	-0.9	-0.2	-0.1	-0.3	-0.3
6	昆明	0.3	-0.2	-0.2	-0.7	0.4	0.2	-0.2		-0.1
7	西昌	0.0	0.3	0.2	-0.1	0.0	-0.2	-0.8	0.0	-0.1
8	十堰	0.0	-0.1	0.4	-0.1	-0.4	0.4	-0.1	0.6	0.1
9	遵义	0.0	0.8	0.0	-0.6	0.2	0.2	0.0	0.0	0.2
10	邯郸	-0.3	0.4	0.8	0.5	1.7	0.7	0.0	0.0	0.5
11	西安	0.1	-0.2	-0.4	0.7	0.4	0.4	-1.0	0.7	0.1
12	满州里	0.5	-0.7	1.0	-0.7	-1.7	-0.5	-0.6		-0.4
13	黄石	0.8	0.3	0.1	-0.7	-0.2	1.0	0.0	0.1	0.2
14	宜昌	5.6	0.3	0.1	-1.0	0.1	0.1	0.1	0.4	0.7
15	佳木斯	-0.4	0.3	0.3	-0.5	-0.9	0.0			-0.2
16	九江	0.6	0.4	-0.3	-0.7	-0.2	1.0	0.4	0.5	0.2
17	徐州	1.2	0.3	0.7	0.6	0.2	0.7	0.7	0.6	0.6
18	庐山	1.4	0.5	-0.1	0.4	-0.8	-0.7	0.9	0.2	0.2
19	喀什	0.5	0.1	0.0	-0.3	-0.4	-0.5	0.3	0.0	0.0

冬季冷空气活动不仅远比夏季频繁,而且强度也远比夏季强,因此,提高冬季最低气温预报精度具有一定的难度.然而,深圳除1月份外,其余月份的月平均绝对误差都小于 2°C ,卡尔曼滤波预报精度很令人鼓舞.在上述分析的基础上,分析表3,当卡尔曼滤波预报与人的主观预报的月平均绝对误差的差值越小,甚至出现负值时,客观预报的可用性越大.若用它们的差值为 1°C 作为可用的界限,则小于 1°C 时,客观预报具有参考价值;反之,无参考价值.以此为标准,由表3可见,有93%的月份的预报均可供预报员参考,而仅仅7%的月份的预报无参考意义.对比表2和表3的分析结果,反映了有13%的月份的月平均绝对误差值虽大于 2.5°C ,而它们预报误差的差值却小于 1°C ,仍不失有参考价值.分析表2,各站各月的月平均均方根误差的特征与月平均绝对误差特征是一致的.以上卡尔曼滤波预报的统计量的特征分析可以表明,8个月预报试验是成功的.

4 结束语

卡尔曼滤波方法将在数值预报产品释用方面发挥更大作用,这一发展趋势已被许多国家的气象工作者所认识.我们经过3年的研究和试验之后,先后向国内许多省、市提供了技术软件,为了有助于正确应用这一方法,本文全面介绍了卡尔曼滤波在假定状态方程(1)中的转移矩阵为单位矩阵的条件下,应用到天气预报业务中所涉及到的重要技术方法.为了证实这些技术方法的合理性,进行了为期8个月的业务预报试验,其结果表明了卡尔曼滤波在此假定条件下,不仅适应数值模式的变化,而且能适应季节的变化,只要预报因子合理,其预报结果具有稳定性和可用性.同时,还显示了卡尔曼滤波在应用中计算量不大,占存储空间小的特点,因此在基层台站有广泛应用前景.当然还要深入研究卡尔曼滤波应用技术,尤其需进一步研究转移矩阵 Φ_{t-1} 为非单位矩阵时的应用方法,这可能对卡尔曼滤波在重要转折天气预报中的滞后现象有所改进.

参考文献

- 1 Simonsen C. Self adaptive model output statistics based on Kalman filtering. WMO training workshop on the interpretation of NWP products in terms of local weather phenomena and their verification, Wageningen, The Netherlands, 29 July-9 August, 1991, Programme on short and medium-range weather prediction research report series No. 34, XX-33-XX-37.
- 2 Kilpinen, Juha. The application of Kalman filter in statistical interpretation of numerical weather forecasts, Preprints 12th conf. Probability and Statistics, Amer. Meteor. Soc., 1992. 11~16.
- 3 Persson A. Kalman filtering-A New approach to adaptive statistical interpretation of numerical meteorological forecasts. WMO Training workshop on the Interpretation on NWP Products in Terms of Local Weather Phenomena and Their Verification Wageningen, The Netherlands. 1991.
- 4 陆如华,何于班.卡尔曼滤波方法在天气预报中的应用.气象,1994,20(9):41~43.
- 5 李贤琅.台风路径预报的卡尔曼滤波方法《第二次全国概率统计天气预报会议文集》.北京:科学出版社,1986. 183~188.

CALCULATION METHOD FOR INITIAL VALUE OF KALMAN FILTER AND ITS APPLICATION

Lu Ruhua Xu Chuanyu Zhang Ling Mao Weixing

(National Meteorological Center, Beijing 100081)

Abstract

For the purpose of application in meteorology, the principal theory and calculating method of Kalman filter used in weather forecast operational system are discussed. Then the testing results in different seasons are described. Furthermore, its adaptability, stability and usability for various numerical models are analysed. The method is of great advantage for the weather forecast, and the prospects of application in the area of meteorology are very hopeful.

Key words: Kalman filter; Recursive equation; Coefficient calculation method; Stability; Usability.