

# 卡尔曼滤波技术与应用

## 一标量卡尔曼滤波的推导方法(连载2)

山东工业大学 于九祥

### 3 估计准则

我们的任务就是从观测信号 $Z(K)$ 中估计出 $X(K)$ ,希望估计出来的 $X(K)$ 值与实际的 $X(K)$ 值愈接近愈好,因此提出最优估计问题。一般都采用线性最小方差估计。线性最小方差估计问题可阐述如下:假定线性动态系统为 $X(K) = \Phi(K)X(K-1) + \omega(K-1)$ 观测方程为 $Z(K) = H(K)X(K) + V(K)$ ,如果从时刻1起到时刻 $K$ ,我们对系统输出进行了 $K$ 次量测,获得以下量测向量:

$$Z(k) = \begin{Bmatrix} Z(1) \\ Z(2) \\ \vdots \\ Z(k) \end{Bmatrix}$$

如果把这整整一段时间内所获得的量测数据存储起来,然后同时处理全部数据用来对第 $K$ 时刻的状态 $X(K)$ 进行估计,这种整段滤波称为维纳滤波。卡尔曼提出了在数学结构上比较简单的最优线性递推滤波方法,由递推方程随时给出新的状态估计。计算 $\hat{X}(K)$ 时,只用到量测值中的 $Z(K)$ 和前面的滤波估计值 $\hat{X}(K-1)$ ,而不必将 $Z(1) \dots Z(K-1)$ 以及 $\hat{x}(1) \dots \hat{X}(K-2)$ 拿来计算,而 $Z(K)$ 和 $\hat{X}(K-1)$ 用过之后便不再使用,也就不必存储,因此卡尔曼滤波的计算量和存储量大为减少,从而能较容易地满足实时计算的要求。因而卡尔曼滤波在工程上迅速得到应用。

利用量测值 $Z(K)$ 对第 $j$ 时刻的状态 $X(j)$ 进行估计,通常把所得到的状态估计量记作 $\hat{X}(j|K)$ ,把估计误差记作 $e(j|K) = X(j) - \hat{X}(j|K)$ ,把估计的均方误差阵记作 $p(j|K) = E[e(j|K)e^T(j|K)]$ 。按照 $j$ 与 $K$ 的不同关系,我们分别把 $j=K$ 的情况称为滤波;把 $j>K$ 的情况称为预报;把 $j<K$ 的情况称为平滑。对我们来讲感兴趣的是滤波问题。

怎样衡量一个估计量的优劣?对于最小二乘估计大家比较熟悉,这种估计方法是以估计误差的平方和为最小作为估计的最优性判据。在推导最小二乘估计算法时,没有涉及任何统计性质。现在,让我们进一步从统计的角度来讨论估计问题。直观来看,我们总是希望估计量 $\hat{X}(K)$ 与被估计量 $X(K)$ 越接近越好,也就希望估计误差 $e(K)$ 越小越好。按照统计的观点,就是说不管重复多少次量测,用同样的估计方法,按每次量测所求得的估计误差,大部份都应当密集在零附近,那才可以认为这种估计方法是好的。而估计误差 $e(K)$ 的二阶原点矩 $E[e(K)e^T(K)]$ (又称均方误差阵),正是表示误差分布在零附近密集的程度,

如果存在某种估计,能使其均方误差阵 $E[e(K)e^T(K)]$ ,比其他任何估计的均方误差阵都要小,我们就称这个估计为最小方差估计。卡尔曼滤波就是按照这种估计准则进行最优估计的。

#### 4 标量卡尔曼滤波器的推导

我们将通过如下途径使分析具有一般意义:

4.1 我们进行处理的是随机时变信号,或称随机过程。这种信号在许多领域里常常见到,因此将首先讨论这种信号的模型;

4.2 将信号乘上因子 $H(K)$ 来改变观察(数据)方程。采用这个方法后能使所得的结果推广到向量信号の場合;

4.3 推导一般形式的一阶递归滤波器的最优估计。并把结果整理成称之为标量卡尔曼滤波器的形式。这种形式非常适合直接变换为向量卡尔曼滤波器。

设要估计的随机信号满足下列动态方程:

$$x_k = \varphi_k x_{k-1} + \omega_{k-1} \quad (5)$$

动态噪声 $\omega_k$ 为零均值的白噪声,即:

$$E[\omega(K)] = 0$$

$$E[\omega(K)\omega(j)] = \begin{cases} 0 & K \neq j \\ \sigma_k^2 & K = j \end{cases}$$

再设线性观测模型为:

$$Z_k = h_k X_k + v_k \quad (6)$$

式中包含的是时变信号 $X_k$ 以及表示观测参数(或测量参数)的因子 $h_k$ 。以后我们将看到,因子 $h_k$ 在把标量结果变换到向量信号の場合时非常有用。式中 $v_k$ 和前面的规定是一样,是一个加在信号上的独立的白噪声,它的均值为零,方差为 $\sigma_k^2$ 。

现在就来推导由该两个方程所描述的动态系统的卡尔曼滤波方程,即求状态估计值 $\hat{x}_k$ 的方程。

由方程(5)知道,在 $t_k$ 时刻的一个合理的预测值或理想估计值是

$$\hat{x}_k' = \varphi_k \hat{x}_{k-1}$$

因为状态变量处于 $t_{k-1}$ 点状态时能否向 $t_k$ 点状态过渡,完全视 $t_{k-1}$ 点的状态如何而定。如果在 $t_{k-1}$ 点,的确已经具备了过渡到 $t_k$ 点的条件(状态),则它会马上转移到 $t_k$ 点状态。这时我们称,状态变量发生了状态转移。状态转移是与状态变量在 $t_{k-1}$ 点和 $t_k$ 点的状态有关的。

根据线性估计值的定义,在 $t_k$ 时刻状态估计值 $\hat{x}_k$ 应该是 $Z_k$ 和 $\hat{x}_{k-1}$ 的线性组合,即

$$\hat{x}_k = \varphi_k \hat{x}_{k-1} + K_k Z_k \quad (7)$$

式中第一项表示加权的先行估计,第二项是加权的现行数据采样值。

下面我们用品(7)来求最佳估计,“最佳”的意义仍然是使均方误差最小。此时我们有 $\varphi_k$ 和 $K_k$ 两个参数,它们通过使均方误差最小来求得,即使

$$P_k = E[e_k^2] \quad (8)$$

最小,其中 $e_k = \hat{x}_k - x_k$ 。

把  $\hat{x}_k$  表达式 (7) 代入式 (8) 得

$$P_k = E [ \varphi_k^2 \hat{x}_{k-1} + K_k Z_k - x_k ]^2 \quad (9)$$

分别对  $\varphi_k^2$  和  $K_k$  求导, 得

$$\frac{\partial P_k}{\partial \varphi_k^2} = 2 E [ \varphi_k^2 \hat{x}_{k-1} + K_k Z_k - x_k ] \hat{x}_{k-1} = 0 \quad (10)$$

$$\frac{\partial P_k}{\partial K_k} = 2 E [ ( \varphi_k^2 \hat{x}_{k-1} + K_k Z_k - x_k ) Z_k ] = 0 \quad (11)$$

或写为另一种形式, 即:

$$E [ e_k \hat{x}_{k-1} ] = 0 \quad (12)$$

$$E [ e_k Z_k ] = 0 \quad (13)$$

从上面方程组的等一个式子中得到  $\varphi_k^2$  和  $K_k$  的关系, 即为

$$\varphi_k^2 = \varphi_k [ 1 - h_k K_k ] \quad (14)$$

把这个关系式代入式 (7) 有

$$\hat{x}_k = \varphi_k \hat{x}_{k-1} + K_k ( Z_k - \varphi_k h_k \hat{x}_{k-1} ) \quad (15)$$

第一项  $\varphi_k \hat{x}_{k-1}$  表示没有其他任何附加信息加入时  $\hat{x}_k$  的最佳估计。因此, 它是根据先行的估计值所作的预测, 第二项是修正项, 它的大小由新的数据采样值和观察估计 (即  $\hat{Z}_k = \varphi_k h_k \hat{x}_{k-1}$ ) 二者的差以及滤波增益系数  $K_k$  所决定, 见图 3 所示。

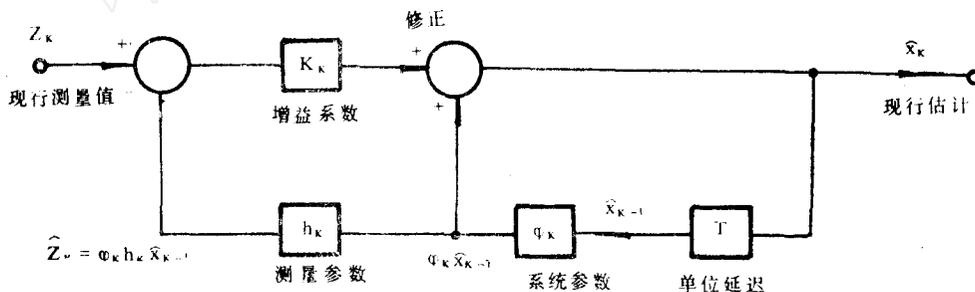


图 3 卡尔曼滤波器

根据式 (8)、(7)、(12) 和 (13) 可求得

$$K_k = \frac{h_k (\varphi_k^2 P_{k-1} + \sigma_v^2)}{\sigma_v^2 + h_k^2 \sigma_v^2 + h_k^2 \varphi_k^2 P_{k-1}} \quad (16)$$

均方误差为

$$P_k = \frac{1}{h_k} \sigma_v^2 K_k \quad (17)$$

式 (15) 到式 (17) 构成了一套完整的算法。为了使这些结果能推广到向量信号的情况, 我们把这些式子重新排列成如下形式:

卡尔曼滤波器

$$\hat{x}_k = \varphi_k \hat{x}_{k-1} + K_k ( Z_k - \varphi_k h_k \hat{x}_{k-1} ) \quad (18)$$

滤波器增益

