# 非线性滤波与辨识的应用与发展*

王培德　史忠科　张友民　张洪才
(西北工业大学自动控制系·西安,710072)

**摘要**：本文对非线性滤波与辨识的应用与发展作了简略回顾；对常用的 M. L. 和 E. K. F. 两种算法进行了分析，指出存在的问题，提出了改进意见. 在这基础上提出了新的算法. 经过大量仿真和实际应用，证明是有效的.

**关键词**：非线性滤波；系统辨识；飞行轨迹重构

## 1　问题的提出

在经典力学中，飞行轨迹用微分方程(1)描述

$$\dot{x}(t) = f[x(t),u(t)]. \tag{1}$$

状态向量 $x\in R^n$；输入向量 $u\in R^p$；如初值和 $u(t)$给定，则飞行轨迹可从方程(1)解出. 但在实际中，输入量常借助各传感器测得，总混杂有多种误差，如尺度因子误差、系统误差、随机误差等. 理想输入 $u(t)$和实际输入 $u_m(t)$存在下列关系

$$u(t) = (I + \Lambda)u_m(t) + A_1 + w(t). \tag{2}$$

式中 $I$ 为 $n\times n$ 单位阵；$\Lambda=\mathrm{diag}(\lambda_1,\lambda_2,\cdots,\lambda_p)$为尺度因子误差对角阵，系统误差向量 $A_1=(a_1,a_2,\cdots,a_p)^T$，随机误差 $w=(w_1,w_2,\cdots,w_p)^T$ 假设为零均值高斯白噪声. 从式(1)和式(2)得

$$\dot{x}(t) = f[x(t),u_m(t),b_1] + \Gamma[x(t)]w(t), \tag{3}$$

$b_1^T=(\lambda_1,\lambda_2,\cdots,\lambda_p,A_1^T)$为未知参数向量.

方程(3)是含未知参数向量的随机微分方程，一般无法解，状态向量 $x$ 和参数向量 $b_1$ 只能根据非线性系统滤波理论和方法进行估计和辨识.

系统输出变量按研究目的和设计要求确定，在飞行轨迹重构中，一般为高度、速度、姿态角、攻角、侧滑角等. 假定输出向量为 $m$ 维. 它和状态向量 $x(t)$和输入向量 $u(t)$代数关系假定为

$$Y_c(t) = h[x(t),u(t)]. \tag{4}$$

实际输出向量为测量量 $Y_m(t)$，也含有多种误差，它和计算输出向量 $Y_c(t)$之间关系可表示为

$$Y_m(t) = (I + K)Y_c(t) + C_1 + v(t). \tag{5}$$

式中 $I$ 为 $m\times m$ 单位阵，$K=\mathrm{diag}(k_1,k_2,\cdots,k_m)$为尺度因子误差对角阵，$C_1=(c_1,c_2,\cdots,c_m)^T$ 为系统误差向量，假设为零均值高斯白噪声，方差阵为 $R$.

* 国家自然科学基金资助项目.
本文于1992年5月21日收到. 1992年12月23日收到修改稿.

从式(4)和式(5)得

$$Z(t) = h[x(t), u(t), b] + v(t). \tag{6}$$

式中 $b=(\lambda_1,\lambda_2,\cdots,\lambda_p,A_1^{\mathrm{T}},k_1,k_2,\cdots,k_m,C_1^{\mathrm{T}})^{\mathrm{T}}$.

方程(3)和(6)分别是滤波与辨识所依据的状态方程和观察方程.

## 2 问题的解法

对方程(3)这样含未知参数的非线性系统的滤波和辨识,迄至目前,在理论上还不能给出能应用的统一的准确解[1],工程上常用的是极大似然法(M. L.)和推广卡尔曼滤波法(E. K. F.).

**极大似然法**

所谓极大似然法就是按照似然函数为极大的准则确定所要辨识的参数,它是目前非线性系统参数辨识用得较多的一种方法.按照这一准则,要求在同一输入 $u(t)$ 的激励下,系统的实际测量和计算测量之间偏差为极小.

根据对测量量所做的假设,系统的似然函数为

$$L(b,R) = -\frac{1}{2}\sum_{k=1}^{N} V^{\mathrm{T}}(t_k)R^{-1}V(t_k) - \frac{1}{2}\ln|R| - \mathrm{const}. \tag{7}$$

式中 $R$ 为测量噪声误差方差阵.

从 $\partial L|\partial b=0;\partial L|\partial R=0$,可得

$$\Delta b = \left[\sum_{k=1}^{N}\left(\frac{\partial Y_c}{\partial b}\right)^{\mathrm{T}} R^{-1}\left(\frac{\partial Y_c}{\partial b}\right)\right]^{-1}_{\hat{b}(k)} \sum_{k=1}^{N}\left(\frac{\partial Y_c}{\partial b}\right)^{\mathrm{T}} R^{-1}([Z(t_k) - Y_c(t_k)]), \tag{8}$$

$$\Delta b = \hat{b}(t_k+1) - \hat{b}(t_k).$$

参数误差协方差阵

$$E[(b-\hat{b})(b-\hat{b})^{\mathrm{T}}] = \left[\sum_{k=1}^{N}\left(\frac{\partial Y_c}{\partial b}\right)^{\mathrm{T}} R^{-1}\left(\frac{\partial Y_c}{\partial b}\right)\right]^{-1}, \tag{9}$$

$$\hat{R} = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}[Z(t_k) - Y_c(t_k)][Z(t_k) - Y_c(t_k)]^{\mathrm{T}}. \tag{10}$$

把所辨识出的参数代入方程(3),问题就化为普通积分问题.

极大似然法存在以下问题:①未考虑系统噪声,估计精度受到影响;②对非线性系统说,极大似然法指标函数的极值有多个,如初值离真值过远,不仅收敛速度慢,而且可能收敛到局部极小值;③参数误差协方差阵常常出现"病态"使数值不稳定,待估计参数愈多,病态愈严重;④M. L. 是一种迭代估计方法,每次参数修正都必须求出每一采样点的误差和灵敏度矩阵,计算量大.

极大似然法于 1973 年首次用于飞行轨迹重构中[2].

**推广卡尔曼滤波**

E. K. F. 属于非线性滤波,因为它的递推公式和线性的卡尔曼滤波一样,所以称它为 E. K. F. ,很早就有人想到把方程中的未知参数扩展为状态变量[3]以进行联合估计,即令

$$X = \begin{bmatrix} x \\ b \end{bmatrix}, \quad b_k = b_{k-1}.$$

并把方程(3)和(6)写成离散形式

$$x_k = F(x_{k-1}, k-1) + \overline{\Gamma}(x_{k-1}, k-1)\overline{W}_{k-1}, \tag{11}$$

$$Z_k = h(x_k, k) + V_k. \tag{12}$$

式中 $F(\cdot,\cdot)=\begin{bmatrix} f(\cdot,\cdot) \\ b_{k-1} \end{bmatrix}$, $\overline{\Gamma}=[\Gamma, 0]$, $\overline{W}=[w, 0]^{\mathrm{T}}$.

E. K. F. 的递推公式

$$\begin{cases} \hat{x}_{k|k-1} = F(\hat{x}_{k-1}, k-1), & ① \\ P_{k|k-1} = \dfrac{\partial F_{k-1}}{\partial x_{k-1}} P_{k-1} \left(\dfrac{\partial F_{k-1}}{\partial x_{k-1}}\right)^{\mathrm{T}} + \overline{\Gamma}(\hat{x}_{k-1}, k-1)\overline{Q}_{k-1}\overline{\Gamma}^{\mathrm{T}}(\hat{x}_{k-1}, k-1), & ② \\ \hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + K_k(Z_k - h(\hat{x}_{k|k-1}, k)), & ③ \\ K_k = P_{k|k-1}\left(\dfrac{\partial h_k}{\partial \hat{x}_{k|k-1}}\right)^{\mathrm{T}} \left[\dfrac{\partial h_k}{\partial \hat{x}_{k|k-1}} P_{k|k-1} \left(\dfrac{\partial h_k}{\partial \hat{x}_{k|k-1}}\right)^{\mathrm{T}} + R\right]^{-1}, & ④ \\ P_k = \left(I - K_k \dfrac{\partial h_k}{\partial \hat{x}_{k|k-1}}\right) P_{k|k-1}, & ⑤ \\ \hat{x}_0 = EX_0, \quad P_0 = \mathrm{var} X_0. \end{cases} \tag{13}$$

E. K. F. 和 K. F. 一样，算法不复杂；物理意义明显，一步为预测，即时间更新，一步为滤波，即测量更新；给出预测和滤波估计的同时立即给出它的估计误差. 这点很重要，任何估计，不同时给出它的精度，则毫无意义. 但 E. K. F. 和 K. F. 一样，初值难定，数值很不稳定.

数值不稳定的原因，是协方差阵 $P_k$ 在递推中容易失去正定性，所以 Potter 提出平方根协方差滤波算法[4]. 他把 $P_k$ 按 Cholesky 方法分解为下三角阵 $S_k$，即 $P_k = S_k S_k^{\mathrm{T}}$，在递推中，传播 $S_k$ 可保证 $P_k$ 的正定性. 这种算法经过登月艇几次应用都很成功. Potter 开创了平方根协方差滤波与平滑的先例. 以后，通过正交变换推广到有系统噪声时情况[5]；通过序列处理推广到测量量为向量时情况[6].

为了解决缺乏先验知识初值难定问题，Fraser 提出了信息滤波算法[7]，即传递信息阵 $P_k^{-1}$ 代替协方差阵 $P_k$，以后发展为平方根信息滤波与平滑算法[8]，这种算法对测量更新特别有效.

七十年代，为了使 E. K. F. 能在微机上实现，Carlson 提出了快速序列平方根滤波[9]，避免了繁杂的矩阵运算. Bierman 在他研究基础上提出了计算效率更高的 U-D 分解法[10]. 他把协方差阵分解为单元上三角阵 $U$ 和对角阵 $D$，即 $P = UDU^{\mathrm{T}}$. $UD^{1/2}$ 相当于协方差平方根 $S$. U-D 分解法具有平方根滤波的优点，即始终能保证协方差阵的正定性和数值稳定性，同时避免了 Carlson 算法中多次纯量平方根的计算. 它是一种值得推荐的好的算法.

## 3 E. K. F. 应用及所存在的问题

在六十年代初，E. K. F. 在航天中已多次应用成功，但在航空中的飞行轨迹重构上应用，却迟到七十年代中期. 1976 年荷兰的 Jonker 在他的博士论文中[11]，首次把 E. K. F. 用于飞行轨迹重构，引起广泛的注意. 1977 年美国 Klein 教授为了提高估计精度，在飞行数据相容性中采用了局部迭代 E. K. F.. 同年荷兰 Wilt 为了提高 E. K. F. 的数值稳定性及便于启动，把平方根信息滤波与平滑算法用于轨迹重构中[13]. 1980 年澳大利亚 Martin 采用了 Carlson 快速序列平方根滤波进行飞行状态估计，以提高计算效率[14].

我国从 1984 年在国家自然科学基金资助下开始这项研究，一开始就同时把E. K. F. 与 $S$ 和平方根信息滤波与平滑两种算法用于我国高速歼击机的飞行轨迹重构中[15,16]，

1986年把Carlson快速序列平方根滤波和Bierman新发表的固定区间序列平滑算法[15]组合一起用于我国歼击机上[18]，处理了大量飞行数据，解决了准稳态飞行的轨迹重构问题.

但是，采用E.K.F.对状态和参数进行联合估计，无论从实际应用或理论分析，都发现参数估计是有偏的[19,21]当初值和噪声统计特性选择不当时，经常会出现发散，在美国除采用E.K.F.方法外，仍采用回归法[20]和极大似然法[21].后经多人研究认为在一定的技术条件限制下，极大似然法和E.K.F.是可以应用的[21].这些条件指：飞行机动的形状、噪声水平、采样周期(或采样率)、数据长度以及初值和噪声统计特性等.对工业发达国家说，这些条件一般容易满足，而在发展中国家，如我国，测试技术还难以满足上述条件，所以从1988年我们又在国家自然科学基金资助下对上述问题继续深入研究，提出了非线性系统分离算法，并把数值稳定性好，计算效率高的U-D分解和其它算法相结合，提出了不少新的算法，使非线性系统滤波与辨识在应用中继续发展.

## 4 非线性滤波与辨识的新发展

1979年瑞典Ljuny L.研究了作为线性系统参数估计的E.K.F.的渐近性质[19]，指出采用E. K. F.进行状态与偏差联合估计，偏差估计是有偏的，如对初值选择不当，算法常会发散，加上E.K.F.算法数据稳定差，所以有些国家如美国改用精度较差的极大似然法.我们仔细分析了E.K.F.存在上述缺点的原因，首先提出了非线性系统分离算法[24].

分离算法早在1969年Friedland就提出[23].他的基本思想是在测量更新中，把偏差$b$和状态$x$分开估计，设计三个估计器：1) 零偏差估计器，即假定偏差$b=0$时的状态估计；2) 偏差估计器，因为零偏差估计器所估计的状态是有偏的，偏差的信息含在残差中，依此设计偏差估计器；3) 合成器，利用偏差估计对有偏差状态估计进行修正.

E.K.F.虽是非线性系统的状态估计，但仅是近似的，当系统非线性度很大时，如在飞机非稳态飞行机动很强时，E.K.F.算法会有很大的模型误差.这部分误差一般归在系统噪声中，进而计算在偏差估计$\hat{b}$中，因而降低了$\hat{b}$的精度.为了减少系统的模型误差，提高估计精度，加快收敛速度，我们建立了较准确的非线性系统离散模型[24].

因为任一具有连续一阶偏导数的函数$F(z)$总成立

$$F(z) = A(z)Z + B(z)Z_i, \quad Z_i \neq 0.$$

式中$A(z)=\dfrac{\partial F}{\partial Z}$；$B(z)=\dfrac{1}{Z_i}[F(z)-AZ]$.据此，方程(3)和(6)可分别离散化为

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_{k+1}(x_k,b_k)x_k + B_{k+1}(x_k,b_k)b_k + \Gamma_k w_k, \\ b_{k+1} = b_k, \end{cases} \tag{14}$$

$$Z_{k+1} = H_{k+1}(x_{k+1},b_{k+1})x_{k+1} + D_{k+1}(x_{k+1},b_{k+1})b_{k+1} + v_{k+1}. \tag{15}$$

根据最小方差原理，当系统函数阵(如$A$)满足下列条件

$$\| A(x_0,b_0) - A(\hat{x}_0,\hat{b}_0 \| < \left\| A(x_0,b_0) - \frac{\partial f}{\partial x}\bigg|_{\hat{x}_c,\hat{b}_c} \right\|.$$

可得到准确的非线性分离算法.测量更新的三个估计器为：

零偏差估计器

$$\begin{aligned} &\hat{x}_{0,k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + K_{0,k+1}(Z_{k+1} - h(\hat{x}_{k+1|k},\hat{b}_k)), && ① \\ &K_{0,k+1} = P_{0,k+1|k}H^{\mathrm{T}}_{k+1}(H_{k+1}P_{0,k+1}H^{\mathrm{T}}_{k+1} + R_{k+1}), && ② \\ &P_{0,k+1} = (I - K_{0,k+1}H_{k+1})P_{k+1|k}. && ③ \end{aligned} \tag{16}$$

偏差估计器

$$\begin{aligned} &\hat{b}_{k+1} = \hat{b}_k + K_{b,k+1}[Z_{k+1} - h(\hat{x}_{k+1|k}, \hat{b}_k)], &① \\ &K_{b,k+1} = P_{b,k+1|k}(H_{k+1}K_{B,k} + D_{k+1})^{\mathrm{T}}R_{k+1}^{-1}, &② \\ &P_{0,k+1}^{-1} = P_{b,k}^{-1} + C_{k+1}^{\mathrm{T}}(H_{k+1}P_{0,k+1|k}H_{k+1}^{\mathrm{T}} + R_{k+1})^{-1}C_{k+1}. &③ \end{aligned} \tag{17}$$

合成器

$$\begin{aligned} &\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_{0,k+1} + K_{B,k+1}(\hat{b}_{k+1} - \hat{b}_k), &① \\ &K_{B,k+1} = A_{k+1} + K_{B,k} + B_{k+1} - K_{0,k+1}C_{k+1}, &② \\ &C_{k+1} = H_{k+1}(A_{k+1}K_{B,k} + B_{k+1}) + D_{k+1}. &③ \end{aligned} \tag{18}$$

非线性系统分离算法时间更新与普通算法一样.

我们还把分离算法用于信息滤波与平滑,提出了分离算法的平方根信息滤波与平滑[25,26].

其次,对通用的极大似然法所存在缺点的改进.首先,极大似然法不能考虑系统噪声,而从前面分析,系统输入总混杂有多种噪声,其中尺度因子误差和系统误差作为偏差可以辨识出来,对随机误差 $w$ 极大似然法无法处理,我们根据最小二乘法思想,用切比雪夫正交级数法对 $U_m$ 进行平滑处理,使随机噪声减少到最低程度[27].其次,在对式(9)参数协方差阵计算时,常出现"病态",参数愈多"病态"愈严重.为解决数值稳定性问题,我们采用了 U-D 分解法.令 $R=U_rD_rU_r^{\mathrm{T}}$,则式(9)可表示为

$$\sum_{k=1}^{N}\left(\frac{\partial Y_c}{\partial b}\right)^{\mathrm{T}}R^{-1}\left(\frac{\partial Y_c}{\partial b}\right) = Y^{\mathrm{T}}\overline{D}Y, \tag{19}$$

式中

$$Y^{\mathrm{T}} = \left[\left(u_r^{-1}\frac{\partial Y_{c_1}}{\partial b}\right)^{\mathrm{T}}, \left(u_r^{-1}\frac{\partial Y_{c_2}}{\partial b}\right)^{\mathrm{T}}, \cdots, \left(u_r^{-1}\frac{\partial Y_{c_N}}{\partial b}\right)^{\mathrm{T}}\right],$$

$$\overline{D} = \mathrm{diag}(D_r^{-1}, \cdots, D_r^{-1}).$$

再采用修正加权 Gram-Schmidt(MWGS)正交化法,将式(19)进行 U-D 分解就可保证数值稳定性.

从式(8)得到参数修正量 $\Delta b$ 后,令

$$b^{j+1} = b^j + \lambda\Delta b, \quad 0 < \lambda \leqslant 1. \tag{20}$$

进行线性搜索,使

$$L(b^j + \lambda_j\Delta b) = \max L(b^j + \lambda\Delta b), \tag{21}$$

就可保证算法的收敛性[27].

为了减少计算量,我们提出了参数初值快速修正法.由灵敏度理论知参数向量 $\Delta b$ 必将引起输出量 $Y$ 的变化 $\Delta Y$.

$$\Delta Y = (\partial Y/\partial b)\Delta b.$$

由于参数向量初值不准确,残差主要部分是由 $\Delta b$ 导致的 $\Delta Y$ 所引起,由 LES 原理知

$$\Delta b = \left[\left(\frac{\partial Y}{\partial b}\right)_k^{\mathrm{T}}\left(\frac{\partial Y}{\partial b}\right)_k\right]^{-1}\left(\frac{\partial Y}{\partial b}\right)_k[Z(t_k) - \overline{Y}(t_k)]. \tag{22}$$

应用式(22)可以不必等到求出所有采样点的残差及灵敏度矩阵就能及时修正 $\hat{b}$,使被估计参数迅速靠近极小值.当 $\Delta b$ 的模基本达到稳定时,再转到式(8),(9),(10)对应的迭代算法上,收敛过程的速度显著加快[28].

我们在大量的实际应用中，发现任何协方差阵的传播都会出现病态而导致数值不稳定，如误差协方差阵、参数协方差阵、信息阵等，当采用 U-D 分解后，则病态可以消除，数值稳定性可以保证，并能提高计算效率. 我们在非线性分离算法中采用了 U-D 分解算法，不仅模型误差小，数值稳定性和计算效率均比 Caglayan 的好[29]. 我们还提出了 U-D 分解信息滤波和平滑算法[31]，U-D 分解固定区间平滑算法[32]. U-D 分解固定区间平滑算法所需计算量远小于 Biermen 的快速序列算法[18]和 Keigo，Watanabe 的前向平滑方法[33]. 存贮量也最小，特别当状态维数较高时，更能显出它的优越性. 此外，我们还提出了基于 U-D 分解的实时轨迹重构方法[30].

对噪声统计特性难以确定或噪声阵 $Q$ 和 $R$ 为时变情况，我们提出了一种鲁棒自适应 E. K. F. 算法[34]. 对于系统方程可能出现奇点时，如飞机在大迎角机动飞行，特别当飞行发生失速和尾旋时，俯仰角可能出现 90°时，一般方法已无法解决，我们提出了四元素数据相容性检验法[35]，并给出四元素准确离散化模型[36].

## 5 结束语

非线性系统滤波与辨识直到目前还没有见到令人满意的统一的理论和方法，虽然在这方面发表的著作很多，但多是针对某些特殊情况下的具体问题. 从理论上对它们评价非常困难. 我们所提出的理论和方法和其它有关理论和方法通过大量飞行数据处理的结果相比较，说明本文所提出的方法和算法的稳定性和收敛性好，估计精度和计算效率高，适用范围大，可以放宽对测试技术的要求，做到能以“软”补偿我国“硬”的不足.

非线性系统滤波与辨识属于应用基础理论研究；它的理论性很强，应用目的也比较明确. 对这类学科，理论研究与实际应用要密切结合才有生命力. 这样，可以在漫无边际的理论中，抓住实际应用中的关键问题，集中力量研究解决，不仅可得到应用单位的支持，也可使研究工作不断深入.

## 参 考 文 献

[1] 王培德. 非线性滤波的研究方法. 中国航空学会控制理论与应用第三届学术年会论文集，1987，68—74

[2] Mulder, J. A.. Aircraft Performance Measurements in Nonsteady Flight. Proc. of 3rd IFAC Symposium on Identification and System Parameter Estimation, Delft, 1973

[3] Cox, H. C.. On the Estimation of State Variables and Parameters for Noisy Dynamic Systems. IEEE Trans. Automat. Contr., 1964, AC-9(1):5—12

[4] Battin, R. H.. Astronautical Guidance. McGraw-Hill, New York, 1964

[5] Schmidt, S. F.. Computational Techniques in Kalman Filtering, in Theory and Application of Kalman Filtering. AGARD-ograph. 139, London, 1970

[6] Andrews, A.. A Square Root Formulation of the Kalman Covariance Equations. AIAA J. 1968, 6(6):1165—1166

[7] Fraser, D. C.. A New Technique for the Optimal Smooth of Data. Sc. D. Theiss, M. I. T. Cambridge, Mass., Jan. 1967

[8] Kaminski, P. C.. Discrete Square Root Filtering: A Survey of Current Techniques. IEEE Trans. Automat. Contr., 1971, AC-16(6):727—735

[9] Carlson, N. A.. Fast Triangular Factorization of the Square Root Filter. AIAA J. 1973, 11(9):1259—1265

[10] Bierman, G. J.. Sequential Square Root Filtering and Smoothing of Discrete Linear Systems. Automat., 1974, 10(1):

147—158

[11] Jonker, H. L.. Application of the Kalman Filter to Flight-Path Reconstruction from Flight Test Data Including Estimation of Instrumental Bias Error Corrections. Ph. D. Thesis, Delft Report VTH-162, 1976

[12] Klein, V. and Schiess, J. R.. Compatibility Check of Measured Aircraft Responses Using Kinematic Equation and Kalman Filter. NASA TN D-8514, 1977

[13] Wilt, V. D.. Flight Path Reconstruction of Symmetric Non-Steady Flights. NLR TR 76133u, 1977

[14] Martin, C. A.. Estimation of Aircraft Dynamic States and Instrument Systematic Errors from Flight Test Measurements Using the Carlson Square Root Formulation of the Kalman Filter. AD-A106277, 1980

[15] 王培德,张友民.两种估计算法在飞行轨迹重构中的应用与比较.中国自动化学会自动化技术应用学术年会论文,1986,11

[16] 张友民,王培德,张洪才.估计理论在飞行数据相容性检验中的应用.航空学报,1992, 13(7):A398—A402

[17] Bierman, G. J.. A New Computationally Efficient Fixed-Interval Discrete-Time Smoothers. Automatica, 1983, 19(5): 503—511

[18] 王培德,张洪才,张敏.飞行轨迹重构-序列平方根滤波与平滑技术的应用.中国航空学会飞行力学与飞行试验学术交流会论文,1987,3

[19] Ljung, L.. Asymptotic Behavior of the Extended Kalman Filter as a Parameter Estimator for Linear Systems. IEEE Trans. Automat. Contr., 1979, AC-24(1):36—50

[20] Klein, V., Batterson, J. G. and Murphy, P. C.. Determination of Airplane Model Structure from Flight Data by Using Modified Stepwise Regression. NASA TP-1916, 1981

[21] Keskar, D. A. and Klein, V.. Determination of Instrumentation Errors from Measured Data Using Maximum Likelihood Method. 1980, AIAA Paper 80—1602

[22] Feik, R. A.. A Maximum Likelihood Program for Nonlinear System Identification with Application to Aircraft Data Compatibility Cheeking. ARL Aero Note 411, 1982

[23] Friedland, B.. Treatment of Bias in Recursive Filtering. IEEE Trans. Automat. Contr., 1969, AC-14(4):359—367

[24] 史忠科,王培德.非线性分离算法及其在飞行试验中的应用.航空学报,1989,10(10):B501—B508

[25] 张友民,王培德,张洪才.最佳估值理论在飞行数据相容性检验中的应用.中国航空科技文献,HJB921098

[26] Zhang Youmin et al.. A New Bias Partitioned Square Root Information Filter and Smoother for Aircraft Flight State and Parameter Estimation. Proc. 31st IEEE Conf. on Decision and Control, USA, Dec. 1992

[27] 史忠科.飞行数据相容性检验的极大似然方法.航空学报,1990,11(8):B354—360

[28] 罗键,张玮,卢京潮.一种基于灵敏度综合的极大似然估计新算法.中国自动化学会控制理论与应用年会论文集,1990,517—521

[29] Caglayan, A. K. and Lancraft, R. E.. A Separated Bias Identification and State Estimation Algorithm for Nonlinear System. Automatica, 1983, 22(1):59—75

[30] 张友民,王培德,张洪才.一种实时飞行轨迹重构方法.航空学报,1992,13(7):A394—A397

[31] 张友民,王培德,陈金友.飞行轨迹重构的一种快速估计方法.第七届全国系统与控制科学青年学术年会论文集,1991, 348—352

[32] 史忠科,王培德.U-D分解的固定区间平滑新算法及其在飞行状态估计中的应用.控制理论与应用,1991,8(1):101—106

[33] Watanabe, K.. A New Forward-pass Fixed-interval Smoother Using the U-D Information Matrix Factorization. Automat., 1986, 22(4):465—475

[34] 张洪才,张友民,贺志斌.一种鲁棒自适应推广卡尔曼滤波及其在飞行状态估计中的应用.1991年全国控制理论与应用学术年会论文集,567—571

[35] 王培德,史忠科,张勇.飞机大迎角飞行数据处理研究.中国航空学会控制理论与应用第四届学术年会论文集,1990,463—466

[36] 史忠科.最优估计在飞行试验中的应用.中国航空学会控制理论与应用第四届学术年会论文集,1990,256—259

# The Application and Development of Nonlinear System Filtering and Identification Methods

WANG Peide, SHI Zhongke, ZHANG Youmin and ZHANG Hongcai

(Department of Automatic Control, Northwestern Polytechnical University • Xi'an, 710072, PRC)

**Abstract**: A survey of the applications and developments of nonlinear system filtering and identification methods is presented in this paper. Two kinds of ordinary Maximum Likelihood (M. L.) and Extended Kalman Filter (E. K. F.) methods for nonlinear system are reviewed. In order to overcome the drawback of M. L. and E. K. F., a series of newly improved algorithms are proposed based on the application to aircraft flight test data processing. Simulations and real applications show that the proposed new algorithms in this paper have much better convergency, stability and computing efficiency than that of M. L. and E. K. F..

**Key words**: nonlinear filter; system identification; flight path reconstruction

## 本文作者简介

**王培德** 1920年生. 昆明西南联大航空系毕业. 先后在清华大学航空研究所、浙江大学航空系任教,现为西北工业大学自动控制系教授. 目前研究领域为非线性滤波与辨识及其在飞行器轨迹重构,数据相容性检验,气动导数辨识等方面的应用以及机动多目标跟踪理论及其工程实现等.

**史忠科** 1956年生. 西北工业大学硕士毕业. 曾在南昌航空学院、飞行试验研究院工作. 现任西北工业大学自动控制系副教授. 目前从事随机系统及飞行力学,系统工程的研究等.

**张友民** 1963年生. 1983年毕业于西北工业大学自动控制系. 1986年获该系工学硕士学位并留校任教. 1992年破格晋升为副教授. 目前主要研究方向为滤波,辨识与随机控制,控制系统中的并行处理,故障诊断与容错控制等.

**张洪才** 1938年生. 1961年毕业于西北工业大学自动控制系. 1964年西北工业大学研究生毕业. 1981年至1983年在美国威斯康星-麦迪逊大学电气及计算机工程系作访问学者. 现为西北工业大学自动控制系教授. 主要研究方向为估计理论,系统辨识,随机控制等.