基于遗传算法的多模型 Kalman 滤波算法及应用研究

王子亮 房建成 全 伟

(北京航空航天大学 宇航学院, 北京 100083) (中国地质大学 地球物理与信息技术学院, 北京 100083)

摘 要: 基于长航时无人机惯性/天文/卫星(INS/CNS/GPS)组合导航系统模型,针对复杂环境所引起的系统模型参数变化导致单一固定参数滤波器精度降低问题,提出了一种基于遗传算法的多模型自适应 Kalman 滤波算法,并与单一模型下的 Kalman 滤波器方法进行了比较. 仿真结果表明,与采用单一模型的 Kalman 滤波算法相比,该方法不仅能大大提高导航系统的精度和可靠性,而且还可以较好地辨识出组合导航系统惯性器件噪声统计模型参数.

关 键 词: 组合导航; 卡尔曼滤波; 遗传算法; 多模型自适应估计

中图分类号: V 666.11

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2004)08-0748-05

Multi-model Kalman filter algorism based on GA

Wang Ziliang Fang Jiancheng

(School of Astronautics, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Quan Wei

(School of Physical Geography and Information Technology, China University of Geoscience, Beijing 100083, China)

Abstract: A multi-model Kalman filter based on GA (genetic algorism) was designed. When the parameter is imprecise, estimation results of Kalman filter are false. Method used in this paper can estimate the best parameters on line, so as to get true estimation results. At the end of this paper the application to integrated navigation system was studied with simulation. The results of simulation show that as compared with single-model algorithm, this method not only can improve accuracy and reliability of integrated navigation system greatly, but also can identify the noise statistical models of inertial elements in the integrated navigation system relatively well.

Key words: combinated navigation; Kalman filtering; genetic algorism; multi-model adaptive estimation

以往的滤波器设计一般是基于一个参数固定系统模型. 为了简化问题的分析,通常假设过程中系统模型参数是时不变的. 但在实际中,由于外部扰动以及环境条件的变化,系统模型参数会随之变化,这就要求设计出适合于较复杂系统(如系统故障、子系统动态变化、外部扰动等等)的滤波器. 对于这种较为复杂的系统,利用常规的单一滤波器往往效果不好,因为当参数产生较大变化时,单一滤波器不能跟随参数的实际变化,造成模型的不准确,从而基于此模型而设计的滤波器性能不佳;另外,各种惯性器件还存在一个误差随时间长期漂移的问题,陀螺仪、加速度计的误差模型参数常常随时间发生较大幅度的变化,原来的误差补偿措施就无法达到期望的精度,这时,补偿后的惯性器件噪声统计模型也就发生了变化,而组合导航中的 Kalman 滤波器要求准确的噪声统计模型知识,因此有必要采取一种简单可行的方法,对惯性器件的噪声模型参数进行自适应的调整,以满

收稿日期: 2003-05-23

基金项目: 国防预研基金资助项目(00J9.2.1HK01); 国防"十五"预研资助项目

作者简介: 王子亮(1981-),男,江西九江人,硕士生, fancy1981@sina.com.

足精确建模的要求.

基于以上问题,本文设计了一种基于遗传算法的多模型 Kalman 滤波器,并对其在无人机惯性/天文/卫星(INS/CNS/GPS)组合导航中的应用做了初步探讨.

1　滤波器的结构和算法

传统的多模型 Kalman 滤波器是基于一组固定滤波器池设计的,虽然在一定程度上改善了单一模型情况下模型不准确的问题,但是当载体的运行时间很长、环境变化异常复杂的时候(如远程长航时无人机),如果事先不了解运行环境所引起的系统参数变化的先验知识,有限的几个固定参数模型就难以完全反映系统模型参数变化的情况. 而增加模型数量,则会大大加重滤波器的计算量,影响滤波器的实时性. 使用遗传算法的多模型 Kalman 滤波器则能很好的解决这些问题:通常系统模型参数的变化是随时间渐变的过程,所以可以适当选取遗传算法的寻优周期,从而减少计算量,又不影响滤波精度;而且利用遗传算法的优化搜索功能,能够寻出参数在较大范围变化时的最优量,从而更好的适应复杂情况下的运行环境.

1.1 基于 Kalman 滤波器池的多模型滤波器算法

Magill 的 Kalman 滤波器池方法[1]含有一组成并行关系的 Kalman 滤波器,每个滤波器使用未知参数的不同取值,如图 1 所示. ρ_i 为池中第 i 个滤波器所使用的滤波参数. 最优估计 $\hat{x}_k^{opt}$ 为 k 时刻池中各滤波器状态估计值的加权和. 具体的计算公式见参考文献[2].

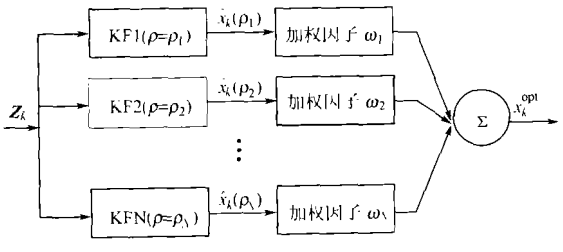


图 1　Kalman 滤波器池

1.2　基于遗传算法的多模型滤波器算法

Kalman 滤波器池是通过自适应的改变池中有限个滤波器的权值达到自适应滤波目的的,而池中滤波器的 ρ_i 并未得到修正. 许多实际问题不仅要求得到好的状态估值,而且要求同时辨识出 ρ_i 的真实值,有时甚至以辨识滤波参数为目的.

遗传算法是基于生物进化的思想和原理发展起来的寻优方法,它与常用的经典寻优方法的主要区别在于:它同时考虑许多点而不是一个点,这减小了算法陷入局部极值的概率. 这个特点很自然的适合滤波器池结构,滤波器池中各滤波器的 ρ_i 恰好可以作为遗传算法种群中的个体. 在滤波器池结构中使用遗传算法的另一个优点是它简化了自适应过程,这是因为它在搜索中主要依赖算法本身的转移规律来改变池中 ρ_i 以寻找最优点,而不是依赖问题. 遗传算法只要求当前滤波参数模型的适应度值来开始搜索,而池中各滤波器的权值 ω_i 恰好可以很方便的提供这一信息.

1.2.1　目标函数的确定

滤波器池中各滤波器的权值 ω_i 是可以被作为目标函数的,但计算起来较麻烦. 而条件概率密度同样可以反映其权值的大小性质,且可以独立与池中其它滤波器计算出来,因此在这里用来作为目标函数,以判断选取的滤波模型参数的优劣.

1.2.2　带有成长算子的遗传算法(GGA)

基本的二进制编码遗传算法,对于多参数的寻优问题,常常容易陷入伪极值点,通过大量的仿真发现这些点有其特点:描述该点的部分或全部参数的二进制编码的最后几位全是 1 或 0,比如 **100 000 或 **011 111(*代表 0 或 1). 为了更好的避免算法陷入伪极值点,同时加强算法的方向性,加速算法的收敛,本文采用了引进成长算子的二进制编码 GA,算法的具体操作见文献[3].

1.2.3　遗传算法的实现

遗传算法与传统的寻优方法相比有一个最大的缺点,就是因为它同时处理许多点所以处理速度会比较慢. 因为 ρ_i 的变化是一个渐变的过程,因此可以适当的加大遗传算法的寻优周期,最大限度的保障在这一个周期内系统参数不会有大的变化,这样既可以解决整个滤波器的解算速度问题,也不至于影响滤波器的滤波精度. 其工作过程如下:得到 k 时刻的观测信息 Z_k 后,分别使用池中 N 个滤波器进行状态估计,在计算滤波值 $\hat{x}_k(\rho_i)$ 的同时即可得到各滤波器的目标函数值 $f(\rho_i)$,根据目标函数值的大小对 ρ_i 进行 GGA 的最优保留、复制、交叉、变异操作,用得到的新的一代 ρ_i 修正池中各滤波器的参数,得到一组新的滤波器,然后针对观测信息重复上面的过程,直到满足遗传算法的终止条件,找到最优滤波器的滤波值 $\hat{x}_k^{opt}$ 和滤波参数 ρ_k^{opt}. 图 2 给出了使用遗传算法的自适应 Kalman 滤波器池的操作流程图.

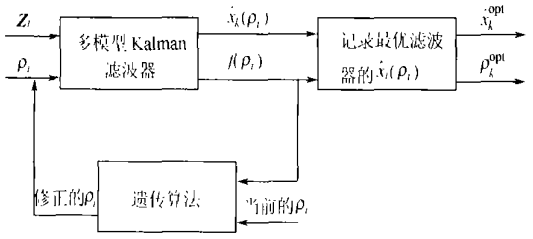


图2 使用 GA 的 Kalman 滤波器池算法

2 组合导航系统多模型结构

取 INS/CNS/GPS 系统的状态变量为

$$X_I(t) = [\phi_e\ \phi_n\ \phi_u\ \delta V_e\ \delta V_n\ \delta L\ \delta\lambda\ \varepsilon_e\ \varepsilon_n\ \varepsilon_u\ \nabla_e\ \nabla_n]^T$$

其中 ϕ_e, ϕ_n, ϕ_u 是平台的失准角; δV_e, δV_n 是载体的东向和北向速度误差; δL, $\delta\lambda$ 是纬度和经度误差; ε_e, ε_n, ε_u 是陀螺漂移; ∇_e, ∇_n 是加速度计偏置. 观测量有 3 组: 平台失准角 $Z_{CNS}(t)$, 惯导给出的位置、速度和 GPS 接收机给出的相应信息的差值 $Z_p(t)$, $Z_v(t)$. 由于不考虑垂向速度和高度的变化, 定义位置量测矢量、速度量测矢量分别为

$$Z_p(t) = \begin{bmatrix} (L_I - L_G) R_M \\ (\lambda_I - \lambda_G) R_N \cos L \end{bmatrix}$$

$$Z_v(t) = \begin{bmatrix} v_{IE} - v_{GE} \\ v_{IN} - v_{GN} \end{bmatrix}$$

定义平台失准角为

$$Z_{CNS}(t) = [\Delta\overline{X}_{S1}\ \Delta\overline{Z}_{S1}\ \Delta\overline{Y}_{S2}\ \Delta\overline{X}_{S2}]^T$$

其中 L_I, λ_I 和 L_G, λ_G 分别为惯导和 GPS 系统给出的位置纬度和经度;

$$R_M = R_E(1 - 2f + 3f\sin^2 L)$$

$$R_N = R_E(1 + f\sin^2 L)$$

$$R_E = 6\,378\,137\,\text{m} \qquad f = 1/298.257$$

v_{IE}, v_{IN} 和 v_{GE}, v_{GN} 分别为惯导和 GPS 系统给出的东向和北向速度; $\Delta\overline{X}_{S1}$, $\Delta\overline{Z}_{S1}$, $\Delta\overline{Y}_{S2}$, $\Delta\overline{X}_{S2}$ 分别为星体跟踪器 1 与 2 的输出值.

利用星光信息去测量平台坐标系 ($OX_p\ Y_p\ Z_p$) 相对惯性坐标系的失调角 ϕ_e, ϕ_n, ϕ_u 的具体原理如下: 假设在系统中配置两台瞄准线相互正交的星体跟踪器, 其与平台坐标系之间的位置关系分别如图 3、图 4 所示[4].

星体跟踪器的真实输出为 $\Delta\overline{X}_{S1}$, $\Delta\overline{Z}_{S1}$, $\Delta\overline{Y}_{S2}$, $\Delta\overline{X}_{S2}$ 时, 由于初始选定沿星体跟踪器光轴的星体, 所以以上角度均是小角度. 对于星体跟踪器 1, 如图 4 所示, 星体跟踪器 1 的单位星体矢量 $\overline{S}_1$ 相当

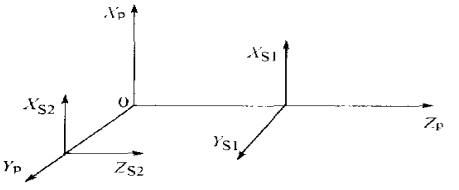


图3 平台系与星体跟踪器坐标系

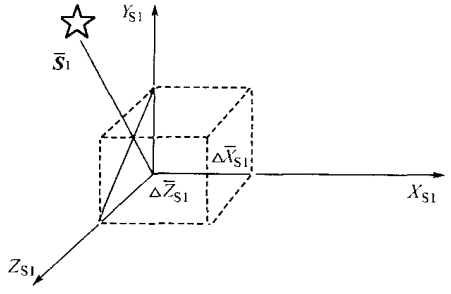


图4 星体跟踪器矢量坐标系关系

于 Y_{S1} 轴绕 Z_{S1} 轴正向转, 由于均为小角度, 故星体跟踪器 1 的单位星体矢量为

$$\overline{S}_1 = -\Delta\overline{X}_{S1}\,\overline{i}_{S1} + \overline{j}_{S1} - \Delta\overline{Z}_{S1}\,\overline{k}_{S1}$$

同理, 可以得到星体跟踪器 2 的单位星体矢量. 经过一系列的坐标转换和整理, 最终得到补偿了安装误差(标称值)后的星体跟踪器给出的平台失准角的量测方程为

$$Z_{CNS}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_e \\ \phi_n \\ \phi_u \end{bmatrix} + V$$

其中 V 代表量测噪声.

系统的状态方程和观测方程[2]如下:

$$\dot{X}_I(t) = F_I(t)\,X_I(t) + G_I(t)\,W_I(t)$$

$$Z(t) = H(t)\,X(t) + V(t)$$

定义方程中的各个向量为

$$G_I(t) = \begin{bmatrix} I_{5\times5} \\ 0_{7\times5} \end{bmatrix}$$

$$F_I(t) = \begin{bmatrix} F_{11} & F_{12} & F_{13} \\ F_{21} & F_{22} & F_{23} \\ 0_{5\times3} & 0_{5\times4} & 0_{5\times5} \end{bmatrix}$$

$$H(t) = [H_{CNS}\quad H_P\quad H_V]^T$$

其中

$$F_{12} = \begin{bmatrix} 0 & -\dfrac{1}{R_n} & 0 & 0 \\ \dfrac{1}{R_e} & 0 & -\Omega\times\sin L & 0 \\ \dfrac{\text{tg}\,L}{R_e} & 0 & \Omega\times\cos L + a_e\sec^2 L & 0 \end{bmatrix}$$

$$F_{11}=\begin{bmatrix}0 & \Omega\times\sin L+a_e\mathrm{tg}L & -\Omega\times\cos L-a_e\\ -\Omega\times\sin L-a_e\mathrm{tg}L & 0 & -a_n\\ \Omega\times\cos L+a_e & a_n & 0\end{bmatrix}$$

$$F_{22}=\begin{bmatrix}a_e\mathrm{tg}L & 2\Omega\times\sin L+a_e\mathrm{tg}L & 2\Omega\times\cos L\times V_n+a_eV_n\sec^2L & 0\\ -2\Omega\times\sin L-2a_e\mathrm{tg}L & 0 & -2\Omega\times\cos L\times V_e-a_eV_n\sec^2L & 0\\ 0 & \frac{1}{R_n} & 0 & 0\\ \frac{\sec L}{R_e} & 0 & a_e\sec L\,\mathrm{tg}L & 0\end{bmatrix}$$

$$F_{13}=[\mathrm{diag}[1\ 1\ 1]\quad 0_{3\times2}]$$

$$F_{21}=\begin{matrix}0 & -f_u & f_n\\ f_u & 0 & -f_e\\ 0 & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0\end{matrix}$$

$$F_{23}=\begin{bmatrix}0_{2\times3} & \mathrm{diag}[1\quad 1]\\ 0_{2\times3} & 0_{2\times2}\end{bmatrix}$$

$$H_{CNS}=\begin{bmatrix}0 & 0 & -1 & \\ 1 & 0 & 0 & \\ 0 & 1 & 0 & 0_{4\times9}\\ -1 & 0 & 0 & \end{bmatrix}$$

$$H_p=[\,0_{2\times5}\quad \mathrm{diag}[R_M\ R_N\times\cos L]\quad 0_{2\times5}]$$

$$H_v=[\,0_{2\times3}\quad \mathrm{diag}[1\quad 1]\quad 0_{2\times2}]$$

定义 Ω 为地球自转角速度,

$$R_e=R_N+h\qquad R_n=R_M+h$$

$$a_n=\frac{V_n}{R_n}\qquad a_e=\frac{V_e}{R_e}$$

在用多模型方法描述 INS/CNS/GPS 组合导航系统时,引入一组系统白噪声 $Q(k)$ 和观测白噪声 $R(k)$ (即 $Q^{j_1}(k)$, $R^{j_2}(k)$). 按照这组模型建立一个由 r 个模型组成的模型库($r\leq j_1\times j_2$),则系统的多模型描述为

$$X(k+1)=\Phi(k+1,k)\,X(k)+\Gamma(k+1,k)\,W_i(k)$$

$$Z(k+1)=H(k+1)\,X(k+1)+V_i(k+1)$$

其中 W 的个数为 j_1; V 的个数为 j_2.

3　仿真结果和结论

3.1　仿真条件

针对无人侦察机设计组合导航系统,设飞机的初始位置为经度 116°,纬度 39.9°,飞行高度 5 000 m. CNS 的采样周期为 0.5 s; GPS 的数据率为 1 Hz;仿真总时间为 1 000 s;每个滤波器的滤波周期均为 2 s;陀螺仪的常值漂移和随机漂移分别为 0.02 (°)/h,0.01 (°)/h;加速度计的常值和随机偏置分别为 100 μg,50 μg. 星体跟踪器安装误差修正不完全及随机误差为 3″(1σ),其观测误差为 3″(1σ),GPS 位置误差取 10 m(1σ),GPS 速度误差取 0.5 m/s(1σ).

滤波器池由 20 个滤波器组成,即种群规模 $N=20$. 未知的滤波参数包括系统噪声方差阵 $Q(k)$ 和量测噪声方差阵 $R(k)$. 不妨假设 $R(k)=K_r\cdot R_0$, $Q(k)=K_q\cdot Q_0$ (其中 R_0 和 Q_0 分别为单一模型的测量和系统噪声方差阵). 从而令参数向量 $\rho=[K_r\quad K_q]^T$,为了最大限度的对未知参数进行准确的估计,取 ρ 中的两个参数的定义域均为[0.1,100]. 使用 1.2.2 所介绍的 GGA 寻优方法进行 50 代寻优,其中交叉操作中的交叉概率 $P_c=0.7$,变异操作中的变异概率 $P_m=0.01$. 滤波周期取为 2 s,寻优周期取为 10 s.

图 5 分别给出单一模型滤波器和多模型自适应滤波器的仿真结果. 为了说明该方法在参数估计方面的有效性,图 6 还给出了参数 K_r, K_q 的估计结果,以供比较(滤波器采用综合滤波输出校正方式).

3.2　仿真结果和结论

仿真时,假设系统噪声和量测噪声的方差发生如下变化:

$$Q(t_k)=\begin{cases}Q_0 & t_k\in[0,100)\ \mathrm{s}\\ 10\,Q_0 & t_k\in[100,300)\ \mathrm{s}\\ Q_0 & t_k\in[300,400)\ \mathrm{s}\\ 40\,Q_0 & t_k\in[400,700)\ \mathrm{s}\\ Q_0 & t_k\in[700,1000)\ \mathrm{s}\end{cases}$$

$$R(t_k)=\begin{cases}R_0 & t_k\in[0,200)\ \mathrm{s}\\ 20\,R_0 & t_k\in[200,400)\ \mathrm{s}\\ R_0 & t_k\in[400,500)\ \mathrm{s}\\ 50\,R_0 & t_k\in[500,800)\ \mathrm{s}\\ R_0 & t_k\in[800,1000)\ \mathrm{s}\end{cases}$$

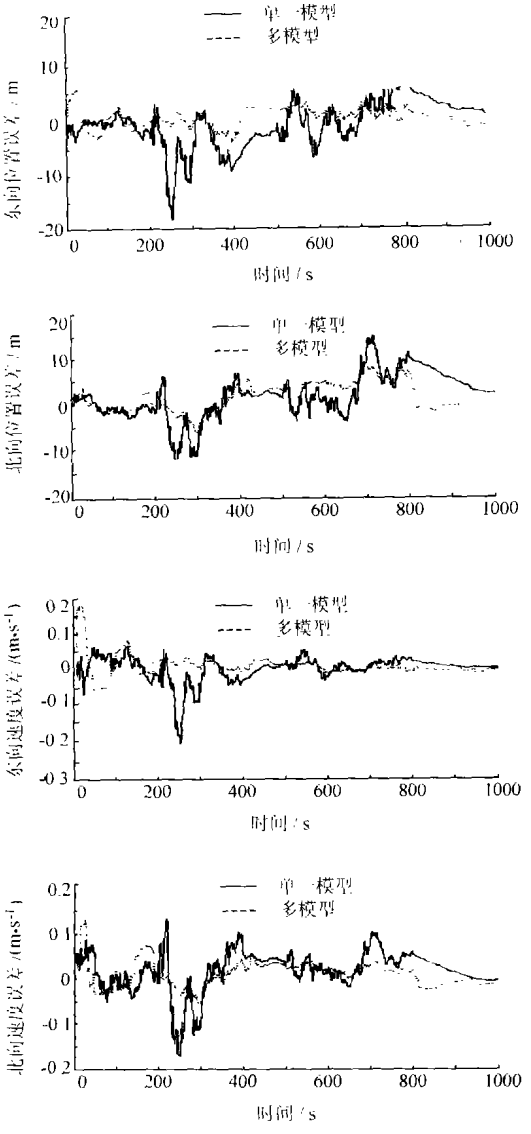


图5 单模型和多模型的仿真结果比较

从仿真结果图5可以看出,由于单一模型卡尔曼滤波器参数是固定不变的,所以导致滤波的效果不好,精度下降.使用遗传算法的多模型自适应滤波对系统的位置、速度误差估计要比单一模型卡尔曼滤波准确而且平稳性更好.从图6可以看出对 K_r 和 K_q 的估计情况,比较符合于实际情况下的Q值和R值,这说明了使用遗传算法的多模型自适应滤波方法不但可以得到很好的滤波精度,而且还可以辨识出准确的滤波参数.因此,基于遗传算法的多模型算法是一种非常有效的方法.

当然,如何更好的拟制遗传算法收敛于伪极值,遗传算法寻优的周期、模型的个数、寻优的代数等参数的选定对于滤波器的效果和实时性能都有很大的影响,这些问题都是需要反复调试和研究才能得到较好的结果,这也正是日后需要研究的内容.

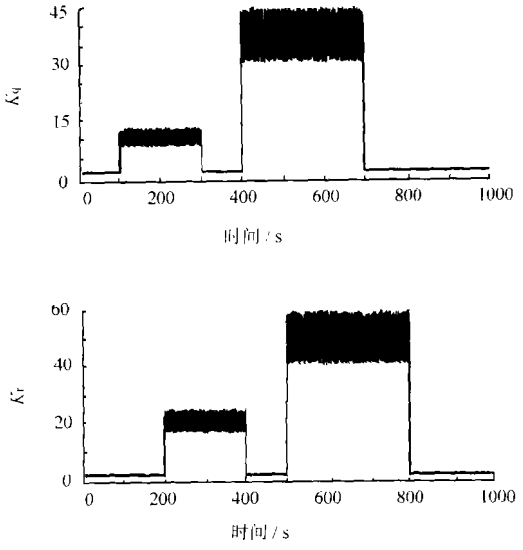


图6 参数向量 ρ 的估计值

参考文献(References)

[1] Magill D T. Optimal adaptive estimation of sampled stochastic processes[J]. IEEE Trans AC, 1965, 10(5): 434～439

[2] 翁海娜.基于多模型的组合导航系统信息融合技术研究[D].北京:北京航空航天大学宇航学院,2003
Weng Haina. Research on information fusion technology for integrated navigation system based on multiple model[D]. Beijing: School of Astronautics, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2003(in Chinese)

[3] 杨旭东. 带有成长算子的遗传算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 1999, 31(5):44～47
Yang Xudong. Genetic algorism with growing operator[J]. Jounal of Harbin Institute of Technology, 1999, 31(5):44～47(in Chinese)

[4] 李艳华,房建成,贾志凯. INS/CNS/GPS组合导航系统仿真研究[J]. 中国惯性技术学报,2002,10(6):6～11
Li Yanhua, Fang Jiancheng, Jia Zhikai. Simulation of INS/CNS/GPS integrated navigation[J]. Jounal of Chinese Inertial Technology, 2002, 10(6):6～11(in Chinese)

[5] 杨旭东.遗传算法Kalman滤波器及其在组合导航中的应用研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学控制科学与工程系, 1999
Yang Xudong. Genetic algorism Kalman filter and its application in integrated navigation[D]. Harbin: Dept. of Control Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, 1999(in Chinese)

[6] He Yan, Guo Zhijiang, Jiang Jingping. Design of the adaptive interacting mutilple model algorism[A]. Proceedings of the American Control Conference[C]. Anchorage, 2002. 764～769