

利用数值微分构造机动目标跟踪的估计模型:原理和应用

杨宜康¹, 祝转民², 黄永宣¹, 李济生²

(1. 西安交通大学系统工程研究所, 陕西西安 710049; 2. 西安卫星测控中心, 陕西西安 710043)

摘要: 利用数值微分技术描述机动目标的运动行为, 建立了被跟踪目标运动参数的滤波模型和滤波-预报联合估计模型, 可以在机动目标动态特性完全未知的情况下估计出位置、速度、加速度的当前值和一步预报值. 这种方法建立的模型结构简单, 而且容易根据各种应用要求构造合适的估计模型和选择估计算法, 是一种鲁棒估计模型. 仿真实验给出的结果显示这种模型对高动态目标能够获得良好的跟踪品质.

关键词: 数值微分; 机动目标跟踪; 鲁棒估计模型; 卡尔曼滤波

中图分类号: TN953, O241 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2002) 12-1759-04

Constructing Estimate Model for Maneuvering Target Tracking by Numerical Differentiation: Principle and Applications

YANG Yi-kang¹, ZHU Zhuan-min², HUANG Yong-xuan¹, LI Ji-sheng²

(1. Institute of Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, Shaanxi 710049, China;

2. Xi'an Satellite Control Center, Xi'an, Shaanxi 710043, China)

Abstract: Using numerical differentiation to describe kinematics of maneuvering target, the filtering model and combined filtering-predicting model are constructed to estimate kinematics parameters of tracked object, thus the present estimation or present-prediction estimation of position, velocity and acceleration can be obtained even though the dynamics of maneuvering target is unknown. Besides, the models constructed by this approach are rather simple, suitable estimate models for various applications can be created and it is easy to select appropriate estimate algorithm for satisfactory estimate quality, so that models based on numerical differentiation are robust estimate models. Simulation result shows good quality is obtained for tracking the object with violent dynamics by the estimate models proposed in this paper.

Key words: numerical differentiation; maneuvering target tracking; robust estimate model; Kalman filter

1 引言

机动目标跟踪技术经过多年的研究已取得了丰硕的理论、应用成果, 研究方法包括建立更合理的估计模型和更高效的估计算法, 基于估计模型的理论从 Singer、Moose 模型到交互式多模型 (IMM)^[1,2]、“当前”统计模型^[3,4]等, 估计算法有自适应滤波^[3-6]、预测滤波^[7,8]、非线性滤波^[8,9]等. 这些方法各有特色, 解决了许多应用问题, 但都引入了一定的假设、前提条件或需要某些先验信息, 如机动目标的运动行为及相关参数、干扰的形式及统计特性等, 因此存在方法的适应性, 或算法比较复杂, 限制了应用范围. 本文给出两种基于数值微分法构造的鲁棒估计模型, 不需要目标运动行为的先验信息, 对高动态目标的运动参数具有较高的估计精度和跟踪品质.

2 用数值微分构造机动目标的估计模型

2.1 机动目标运动特性的描述

空间运动体的运动参数包括位置、速度、加速度, 基于运动学定律, 满足条件:

(1) 位置、速度连续, 加速度可以连续或不连续, 由外力和运动体质量的变化性质决定;

(2) 外力包括确定力和随机力, 运动体质量变化包括确定变化和随机变化.

因此, 不明确运动体受力和质量变化情况时不可能对运动行为准确建模. 可以将加速度分解为确定部分和随机部分, 前者可解析表示, 后者用随机量描述. 不失一般性, 对一维运动有

$$\dot{x}(t) = v(t) \quad (1)$$

$$\dot{v}(t) = a(t) + w(t) \quad (2)$$

式(1)、(2)中: $x(t)$ 、 $v(t)$ 为位置、速度分量, $a(t)$ 、 $w(t)$ 为加速度的确定部分、随机部分.

定义 1 (函数的 n 阶奇点): 函数 $f(t)$ 的 n 阶导数在 x_0 处间断, 则 x_0 为 $f(t)$ 的 n 阶奇点 ($n \geq 0$).

由宏观空间运动定律, $x(t)$ 、 $v(t)$ 、 $a(t)$ 是时间的函数且满足条件:

(1) 分段连续, 具有有限个孤立的奇点;

收稿日期: 2001-09-27; 修回日期: 2002-03-05

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 60175015)

(2)连续段的各阶导数有界;

机动目标的运动形式包括常规运动和离散的机动行为. 常规运动对应连续段,其各阶导数值反映了运动体的动态程度;各种主动或被动的机动行为引起不同类型的奇点.

2.2 数值微分表示模型

设未知函数 $f(t)$ 满足条件(1)、(2),数值微分法利用 m (≥ 2)个点处的函数值表示这 m 个点处的导数值而无须获得该函数的解析表达式^[10]. 三点数值微分的表示精度较高且结构简单,适合构造未知函数 $f(t)$ 的动态模型

$$\left. \begin{aligned} f(t+h) &= \frac{1}{2h}[3f(t+h) - 4f(t) + f(t-h)] + \frac{h^2}{3}f'''(\varepsilon_1) \\ f(t) &= \frac{1}{2h}[f(t+h) - f(t-h)] - \frac{h^2}{6}f'''(\varepsilon_2) \\ f(t-h) &= \frac{1}{2h}[-f(t+h) + 4f(t) - 3f(t-h)] + \frac{h^2}{3}f'''(\varepsilon_3) \end{aligned} \right\} (3)$$

式中: $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3 \in (t-h, t+h)$, h 为步长,截断误差(三阶导数项)对应未建模扰动. 宏观空间运动在多数时间段比较平缓,个别时间段动态程度较高,运动参数的三阶导数不大;式(3)作为建模工具而非计算, h 可取很小值. 因此扰动项很小,作为系统噪声处理. 式(3)给出的数值微分表示模型用于描述目标在确定作用下的运动行为,外界随机扰动(随机作用)将作为系统噪声引入估计模型的系统方程中.

2.3 数值微分估计模型对机动目标跟踪的适用性

运动体机动行为发生前、后都是常规运动,但运动行为可能发生变化. 一般估计模型对某种运动行为为适应,运动行为变化则产生模型失配;数值微分方法无须获得原始函数的解析形式,用数值微分估计模型描述机动目标运动行为不存在模型适应性的问题,是一种鲁棒估计模型. 若估计算法稳定,机动行为仅引起初值效应:在机动时刻状态真值应满足机动行为发生后的运动模型,而估计值却满足机动前的运动模型,滤波经历某种程度的过渡过程后恢复跟踪.

设 $\hat{x}(t)$ 为状态 $x(t)$ 的估计, $z(t) = L\hat{x}(t)$ 为估计输出量,估计误差为 $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$. 对稳定的估计算法,有界扰动 $d(t)$ 将引起有界估计误差 $e(t)$ ^[6,11~13]. 不失一般性,考虑线性定常系统,有

$$\dot{e}(t) = Fe(t) + Gd(t) \quad (4)$$

$$T_{ed}(s) = L(sI - F)^{-1}G \quad (5)$$

式中: F 为滤波器系统矩阵, G 为干扰耦合矩阵,传递函数矩阵 $T_{ed}(s)$ 体现了有界扰动 $d(t)$ 对估计输出量的影响程度,常用 $\|T_{ed}(s)\|_2$ 、 $\|T_{ed}(s)\|_\infty$ 定量描述,作为构造或优化鲁棒估计算法的结构、参数的性能准则^[11~13]. 一般情况,合理定义系统噪声方差阵 Q 可以获得很小的 $\|T_{ed}(s)\|_2$ 和 $\|T_{ed}(s)\|_\infty$,因此式(3)中截断误差对估计精度影响可以忽略;自适应滤波中根据滤波残差优化 Q 的实质以及鲁棒滤波器的设计也是为达到这一效果.

数值微分估计模型具有比较明确的物理意义,通常满足一致可控、可观测条件,因此能构造稳定的估计算法^[6,11~13]. 下面给出机动目标运动参数的滤波模型和滤波-预报联合估

计模型.

3 滤波模型和应用实例

3.1 三维目标运动参数的滤波模型

考察雷达站地理坐标系(东北天坐标系)中的高动态飞行体运动行为,测量体制为 RAE 制,数据率 20 次/秒(采样周期 $T = 0.05s$),观测方程为^[6]:

$$\left. \begin{aligned} R(k) &= (x^2(k) + y^2(k) + z^2(k))^{1/2} + n_R(k) \\ A(k) &= \sin^{-1}(z(k)/(x^2(k) + y^2(k) + z^2(k))^{1/2}) + n_A(k) \\ E(k) &= \sin^{-1}(x(k)/(x^2(k) + y^2(k))^{1/2}) + n_E(k) \end{aligned} \right\} (6)$$

式中: $R(k)$ 、 $A(k)$ 、 $E(k)$ 为斜距、俯仰角、方位角, $n_R(k)$ 、 $n_A(k)$ 、 $n_E(k)$ 为 $(0, \sigma_R^2)$ 、 $(0, \sigma_A^2)$ 、 $(0, \sigma_E^2)$ 的高斯白噪声^[4,6].

取运动参数各分量为状态变量: $x(t) = [x(t), y(t), z(t), v_x(t), v_y(t), v_z(t), a_x(t), a_y(t), a_z(t), a_x(t-T), a_y(t-T), a_z(t-T), a_x(t-2T), a_y(t-2T), a_z(t-2T)]^T$, 以加速度的 x 分量为例(y, z 分量相同),将 $a_x(t)$ 、 $a_x(t-T)$ 、 $a_x(t-2T)$ 代入式(3)的对应项 $f(t+h)$ 、 $f(t)$ 、 $f(t-h)$ 中,并综合式(1)、(2),得到系统方程和估计量输出方程

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bw(t) \quad (7)$$

$$z(t) = L\hat{x}(t) \quad (8)$$

式中: $w(t) = [w_x(t), w_y(t), w_z(t), w_i(t)]$ ($i = 1 \sim 9$) 为系统噪声,第 4、5、6 项为加速度随机量($(0, \sigma_{w_x}^2)$ 、 $(0, \sigma_{w_y}^2)$ 、 $(0, \sigma_{w_z}^2)$ 的高斯白噪声), $w_i(t)$ 对应式(3)的残差扰动项; $z(t) = [x(t), y(t), z(t), v_x(t), v_y(t), v_z(t), a_x(t), a_y(t), a_z(t)]^T$ 为

估计输出量. A 、 B 、 L 为系统矩阵 $A = \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \end{bmatrix}$, 其中

$$A_1 = [0_{6 \times 3} \quad I_6 \quad 0_{6 \times 6}], A_2 = [0_{9 \times 6} \quad A_a]$$

$$A_a = \frac{1}{2T} \begin{bmatrix} 3I_3 & -4I_3 & I_3 \\ I_3 & 0_{3 \times 3} & -I_3 \\ -I_3 & 4I_3 & -3I_3 \end{bmatrix}$$

$$B = [0_{3 \times 12}; I_{12}], L = [I_9 \quad 0_{9 \times 6}]$$

将式(7)、(8)离散化后与式(6)构成滤波估计模型,采用推广卡尔曼滤波^[4,6]估计出机动目标运动参数的当前值. 滤波参数为:采样周期 $T = 0.05s$;系统噪声方差 $\sigma_{w_x}^2 = \sigma_{w_y}^2 = \sigma_{w_z}^2 = (5m/s^2)^2$, $\sigma_{w_i}^2 = (1m/s^3)^2$ ($i = 1 \sim 9$);量测噪声方差 $\sigma_R^2 = (10m)^2$, $\sigma_A^2 = \sigma_E^2 = (0.1^\circ)^2$;滤波初值 $x(0) = [70km, 200km, 18km, 0m/s, -353m/s, -15m/s, 56m/s^2, 0m/s^2, 0m/s^2, 56m/s^2, -0.7m/s^2, -1.5m/s^2, 56m/s^2, -0.8m/s^2, -1.5m/s^2]^T$.

3.2 仿真结果和分析讨论

图 1、图 2、图 4 分别给出了目标位置、速度、加速度的当前值估计误差曲线,图 3 是加速度当前值估计结果.

从仿真结果看出:

(1)对剧烈的机动行为(图 3(a)): x, y 方向的加速度在 $t = 20s$ 和 $t = 30s$ 发生突变,产生 0 阶奇点; z 方向加速度在 $t = 20s$ 和 $t = 40s$ 由于机动加速度突变而产生一阶奇点. 机动行为引起很短的过渡过程后恢复跟踪(图 3(b)),而且速度、位置估计受机动行为影响很小(奇点阶数较高的缘故);

(2) 加速度随机部分的影响相当于过程噪声,在估计值中得到很好的抑制;截断误差引起的模型扰动对估计结果影响甚微,仿真结果没有反映;

(3) 加速度估计误差成分主要是加速度随机量,对确定部分的跟踪误差为 0,动态品质较好;速度、位置参数也获得了较高的估计精度。

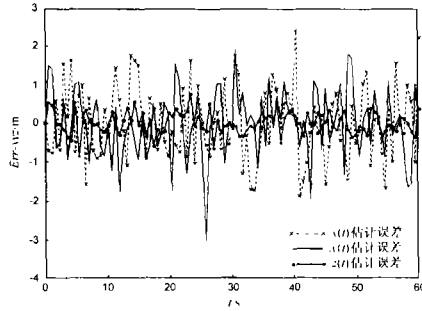


图 1 目标位置当前值估计误差

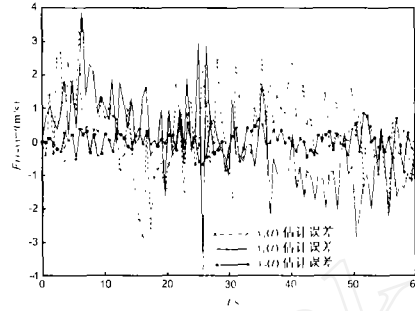


图 2 目标速度当前值估计误差

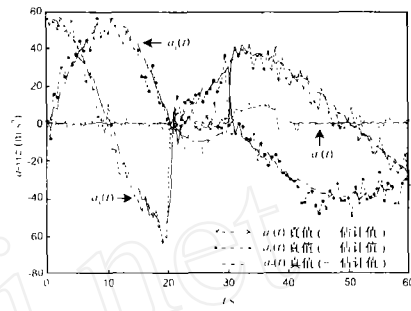


图 3 目标加速度当前值估计结果

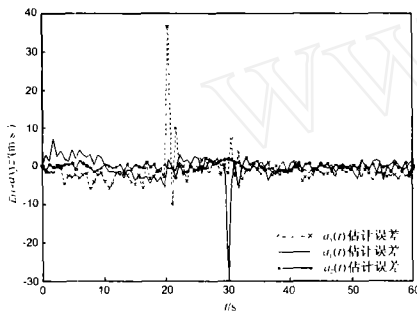


图 4 目标加速度当前值估计误差

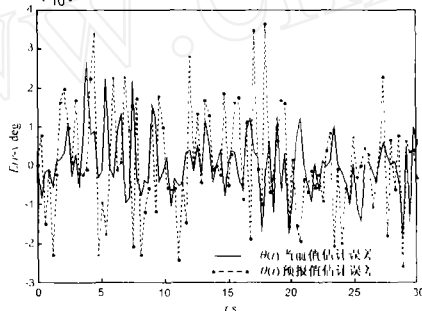


图 5 目标方位角位置的当前值和一步预报值估计误差

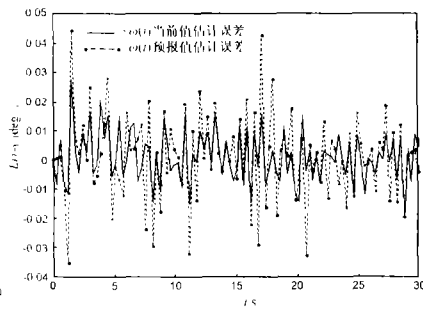


图 6 目标方位角速度的当前值和一步预报值估计误差

4 滤波-预报联合估计模型及应用实例

4.1 角跟踪系统的滤波-预报联合估计模型

雷达、红外、光学外测设备中,如果获得目标在测量坐标系下运动参数的预报值显然能有效提高角伺服系统的跟踪能力。一般地,仰角、方位角跟踪系统相互独立,这里给出目标方位角参数(角位置 $\theta(t)$ 、角速度 $\omega(t)$ 、角加速度 $\alpha_\theta(t)$)的滤波-预报联合估计模型,并采用常规的卡尔曼滤波估计出运动行为完全未知的高动态目标方位角参数的当前值和一步预报值。

滤波-预报联合估计模型分三个子模块:令 $\mathbf{x}_1(t) = [\theta(t+T), \theta(t), \theta(t-T)]^T$,代入式(3)构成子模块 1 的状态方程;令 $\mathbf{x}_2(t) = [\theta(t), \omega(t+T), \omega(t), \omega(t-T)]^T$,代入式(1)、(3)构成子模块 2 的状态方程;令 $\mathbf{x}_3(t) = [\theta(t), \omega(t), \alpha_\theta(t+T), \alpha_\theta(t), \alpha_\theta(t-T)]^T$,代入式(1)~(3)构成子模块 3 的状态方程。 $T=0.05\text{s}$ 为采样周期并作为预报步长。

$$\left. \begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}_i(t) &= \mathbf{A}_i \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{B}_i \mathbf{w}_i(t) \\ \hat{\theta}(t) &= \theta(t) + n(t) = \mathbf{C}_i \mathbf{x}_i(t) + n(t) \\ \mathbf{z}_i(t) &= \mathbf{L}_i \mathbf{x}_i(t) \end{aligned} \right\} (i=1,2,3) \quad (9)$$

式中: $\hat{\theta}(t)$ 是角位置量测值, $n(t)$ 为 $(0, \sigma_n^2)$ 的高斯白噪声;类似 3.1 节,定义三个子模型的系统噪声为:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_1(t) &= [w_1(t), w_2(t), w_3(t)]^T \\ \mathbf{w}_2(t) &= [0, w_4(t), w_5(t), w_6(t)]^T \\ \mathbf{w}_3(t) &= [0, w_a(t), w_7(t), w_8(t), w_9(t)]^T \end{aligned}$$

$\mathbf{z}_i(t)$ 为子模型 i 的估计输出量, $\mathbf{A}_i, \mathbf{B}_i, \mathbf{L}_i$ 为系统矩阵

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_1 &= \frac{1}{2T} \begin{bmatrix} 3 & -4 & 1 \\ 1 & 0 & -1 \\ -1 & 4 & -3 \end{bmatrix}, \mathbf{B}_1 = \mathbf{I}_3, \mathbf{C}_1 = [0, 1, 0] \\ \mathbf{L}_1 &= [\mathbf{I}_2, \mathbf{0}_{2 \times 1}]; \mathbf{A}_2 = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{21} \\ \mathbf{A}_{22} \end{bmatrix} \quad \text{其中} \begin{cases} \mathbf{A}_{21} = [0, 0, 1, 0], \\ \mathbf{A}_{22} = [\mathbf{0}_{3 \times 1} \ \mathbf{A}_1] \end{cases} \\ \mathbf{B}_2 &= [\mathbf{0}_{1 \times 3}; \mathbf{I}_3], \mathbf{C}_2 = [1, 0, 0, 0], \mathbf{L}_2 = [\mathbf{0}_{2 \times 1}, \mathbf{I}_2, \mathbf{0}_{2 \times 1}]; \\ \mathbf{A}_3 &= \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{31} \\ \mathbf{A}_{32} \end{bmatrix} \quad \text{其中} \begin{cases} \mathbf{A}_{31} = [0, 1, 0, 0, 0], \\ \mathbf{A}_{32} = [\mathbf{0}_{4 \times 1} \ \mathbf{A}_2] \end{cases} \\ \mathbf{B}_3 &= [\mathbf{0}_{1 \times 4}; \mathbf{I}_4], \mathbf{C}_3 = [1, 0, 0, 0, 0], \mathbf{L}_3 = [\mathbf{0}_{2 \times 1}, \mathbf{L}_2]. \end{aligned}$$

式(9)给出的估计模型三个子模块间无耦合,可以依次($i=1,2,3$)估计出方位角位置、角速度、角加速度的当前值和一步预报值。分块化的估计模型计算量大为减小^[6],而且也可以直接并行实现。

将式(9)离散化后用标准卡尔曼滤波^[4,6]估计出目标方位角位置、角速度、角加速度的当前值和一步预报值。估计模型的三个子模块对应三个滤波器,取滤波参数为:采样周期 $T=0.05\text{s}$;系统噪声方差 $\sigma_w^2 = (0.5^\circ)^2 (j=1,2,3)$, $\sigma_w^2 = (0.4^\circ/\text{s})^2 (j=4,5,6)$, $\sigma_w^2 = (0.5^\circ/\text{s}^2)^2$, $\sigma_w^2 = (0.2^\circ/\text{s}^3)^2 (j=7,8,9)$;量测噪声方差 $\sigma_n^2 = (0.1^\circ)^2$;滤波初值为 $\mathbf{x}_1(0) = [30^\circ, 30^\circ, 30^\circ]^T$, $\mathbf{x}_2(0) = [30^\circ, -2^\circ/\text{s}, -2^\circ/\text{s}, -2^\circ/\text{s}]^T$, $\mathbf{x}_3(0) = [30^\circ, -2^\circ/\text{s}, 0^\circ/\text{s}^2, 0^\circ/\text{s}^2, 0^\circ/\text{s}^2]^T$ 。

4.2 仿真结果和分析讨论

图 5~7 分别给出了高动态机动目标的方位角位置、角速

度、角加速度的当前值和一步预报值(预报步长为 $T = 0.05\text{s}$)的估计误差曲线。

对近距离高动态目标,要求角伺服系统有良好的跟踪能力.而在不完备观测体制(如只有角度量测)下很难建立合适的运动模型而获得准确估计.本文算法的仿真结果利用了目标在测量坐标系内运动参数的当前值和一步预报值的估计结果,将各运动参数的一步预报值延迟一个步长再与相应真值求差后获得预报值估计误差,估计误差范围很小且跟踪误差为0,满足精密跟踪雷达或其他高精度光电跟踪设备的角度伺服系统所需精度,而且计算量小,能够在中低档处理器上实现.

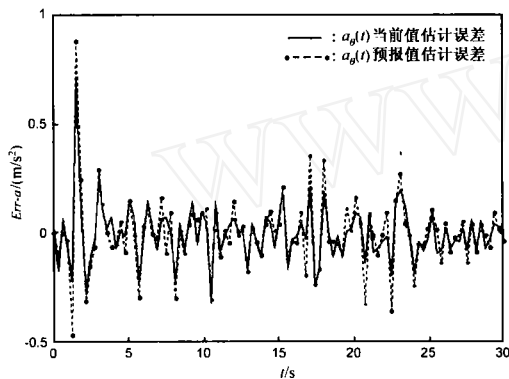


图7 目标方位角加速度的当前值和一步预报值估计误差

5 结束语

由此可见,即使机动目标动态行为完全未知,也可以对不同的应用要求构造合适的数值微分估计模型,并很容易选择一种估计算法获得尽可能高的精度.文中采用普通的卡尔曼滤波就能对高动态目标获得较高的跟踪品质,证明数值微分估计模型具有较强的鲁棒性和适应性,而且对估计算法的选择性弱.本文讨论的重点是给出利用数值微分技术构造机动目标跟踪估计模型的方法并研究其特性,因此采用卡尔曼滤波作为估计算法.如果考虑有关残差扰动的先验知识(或在线估计),或采用自适应滤波,或以某种性能准则综合滤波器,还可进一步提高估计性能.另外值得指出,4.1节利用数值微分技术建立的滤波-预报联合估计模型结构简单、紧凑,给出了一种能够同时获得机动目标运动参数当前值和一步预报值估计结果的方法.采用数值微分技术还能构造其它应用模型(如多步预报值估计模型).因此,本文的方法具有进一步研究的价值和广泛的应用前景.

参考文献:

[1] Mazor E, Averbuch A, Bar-Shalom Y. Interacting multiple methods in target tracking: A survey[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(1): 103 - 123.

- [2] Li X R, Bar-Shalom Y. Multiple-model estimation with variable structure[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1996, 41(4): 478 - 493.
- [3] 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪[M]. 北京: 国防工业出版社, 1991.
- [4] 蔡庆宇, 薛毅, 张伯彦. 相控阵雷达数据处理及其仿真技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 1997.
- [5] 何衍, 蒋静坪, 张国宏. 基于新息偏差的自适应机动目标跟踪算法[J]. 信息与控制, 2001, 30(4): 333 - 336.
- [6] 贾沛璋, 朱征桃. 最优估计理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 1984.
- [7] Grassidis J L, Markley L F. Predictive filtering for non-linear systems[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 1997, 20(3): 566 - 572.
- [8] 王永富, 黄显林, 胡恒章. 非线性预测滤波器在机动目标跟踪中的应用[J]. 系统工程与电子技术, 2000, 22(8): 6 - 9.
- [9] 张友民, 张洪才, 戴冠中, 等. 非线性滤波方法及其在飞行状态及参数估计中的应用[J]. 航空学报, 1994, 15(5): 620 - 626.
- [10] 程正兴, 李水根. 数值逼近与常微分方程数值解[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2000.
- [11] Ricardo H C, Takahashi, Reinaldo M, et al. Discrete-time singular observers: H_2/H_∞ optimality and unknown inputs[J]. International Journal of Control, 1999, 72(6): 481 - 492.
- [12] Palhares R M, Peres P L D. Robust H_∞ -filtering design with pole placement constraint via linear matrix inequalities[J]. Journal of Optimization and Applications, 1999, 102(2): 239 - 261.
- [12] Geromel J C, Bernussou J, Garcia G, et al. H_2 and H_∞ robust filtering for discrete-time linear systems[J]. SIAM Journal of Control & Optimization, 2000, 38(5): 1353 - 1368.

作者简介:



杨宜康 男, 1974 年生于陕西西安, 西安交通大学系统工程研究所博士生. 研究方向为鲁棒估计理论和多源信息融合技术及其在航天器跟踪测控中的应用, 在该领域已发表论文 8 篇.



祝转民 男, 1963 年生于陕西西安, 西安卫星测控中心高级工程师, 中校, 西安交通大学系统工程研究所博士生. 研究方向为多源信息融合技术及其在航天器跟踪测控中的应用, 研究成果获军委各级奖励共 7 项.