

采用序贯滤波的红外/雷达机动目标跟踪

张高煜¹, 江水¹, 梁继民², 赵恒²

(1. 华东计算技术研究所, 上海 200233; 2. 西安电子科技大学 电子工程学院, 陕西 西安 710071)

摘要: 当机动目标状态是非平稳和非线性时, 红外传感器和雷达的目标状态方程和量测方程都是非线性和非高斯的, 为了解决经典跟踪算法的残差较大或发散的问题, 提出一种新的融合跟踪算法: 在对红外传感器和雷达的量测数据进行时间对准和同步融合后, 将融合后的量测数据送入重抽样粒子滤波器进行处理以预测和跟踪机动目标, 最后给出了一个仿真跟踪实例, 并与同类多雷达跟踪的效果进行了比较, 说明了异类融合跟踪优于同类多雷达融合跟踪。

关键词: 红外/雷达; 粒子滤波; 跟踪; 序贯最小二乘估计

中图分类号: TP959 **文献标识码:** A

Infrared/radar maneuvering target tracking via sequence filtering

ZHANG Gao-yu¹, JIANG Shui¹, LIANG Ji-min², ZHAO Heng²

(1. East China Institute of Computer Technology, Shanghai 200233, China;

2. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an Shaanxi 710071, China)

Abstract: When the trace of the infrared small weak target is nonlinear and non-stationary which are always appear in practice, the state equation and measurement equation are nonlinear-non-Gaussian and it is hard to get the solution using traditional algorithm. A new maneuvering target tracking algorithm fusing the measurement of infrared sensor and radar sensor is proposed in this paper. After the process of infrared/radar time registration and space registration, the measurement data after fusion is send into the resampling particle filter to track the target. A simulation example is also given and compared with a two-radar target tracking, showing the advantage of the fusion tracking over the two-radar target tracking.

Key words: infrared/radar; particle filtering; tracking; sequence least square estimation

1 引言(Introduction)

传统的机动目标跟踪方法, 如IMM、变维跟踪算法, 都依赖于机动目标模型和目标状态噪声的统计特性^[1], 但是利用前验知识给出的统计特性往往与实际不吻合, 造成大的残差或发散; 而采用模糊-神经网络和Kalman 滤波结合^[2]的方法, 依靠的是提取目标信息的多特征值进行模糊融合来在线调整过程噪声协方差矩阵, 优点是计算速度快, 但是要经过大数据量的训练, 并且由于神经网络自身的特点容易出现局部最优情况, 且学习样本不可能包含所有的目标机动状态。

雷达/红外异类传感器信息融合^[3], 可以有效地提高跟踪的精度和抗干扰性。当机动目标状态是非平稳和非线性的时候(这是现实中常常出现的情况),

红外传感器和雷达的目标状态方程和量测方程都是非线性的, 为了解决经典跟踪算法的残差较大或发散的问题, 本文提出结合红外传感器的测角精度高和雷达的测距精度高的优点, 对这两种传感器进行异步和同步数据融合后得到目标量测信息, 采用重抽样粒子滤波算法来跟踪运动目标的方法。

本文所作出的贡献有二: 一是采用序贯最小二乘的概念对红外和雷达机动目标数据进行异步时间对准和同步融合, 提出了在目标为强机动条件下, 量测噪声方差应是一个递推估计而不是一个常量的概念, 并给出详细的推导公式; 二是对传统粒子滤波的作了改进, 计算权值时采用的是递推估计的噪声方差, 可以产生更加能表示被抽样时间序列特征的粒子。

2 基于红外/雷达的数据融合(Data fusion based on infrared/radar)

2.1 传感器的量测模型(Measurement model of sensors)

红外传感器量测输出是目标亮度中心的方位角 θ 和仰角 ϕ . 设目标的亮度中心与质心重合, 则量测方程为

$$\begin{cases} \theta_I(k) = \arctan(y(k)/x(k)) + v_{\theta_I}(k), \\ \phi_I(k) = \arctan(z(k)/\sqrt{x^2(k)+y^2(k)}) + v_{\phi_I}(k). \end{cases} \quad (1)$$

这里 $v_{\theta_I}(k) \sim N(0, \sigma_{\theta_I}^2)$ 和 $v_{\phi_I}(k) \sim N(0, \sigma_{\phi_I}^2)$ 为量测噪声.

雷达可以直接测量目标的距离的方位角和仰角, 量测方程为

$$\begin{cases} r_R(k) = \sqrt{x^2(k) + y^2(k) + z^2(k)} + v_{r_R}(k), \\ \theta_R(k) = \arctan(y(k)/x(k)) + v_{\theta_R}(k), \\ \phi_R(k) = \arctan(z(k)/\sqrt{x^2(k)+y^2(k)}) + v_{\phi_R}(k). \end{cases} \quad (2)$$

这里:

$$\begin{aligned} v_{r_R}(k) &\sim N(0, \sigma_{r_R}^2), \\ v_{\theta_R}(k) &\sim N(0, \sigma_{\theta_R}^2), \\ v_{\phi_R}(k) &\sim N(0, \sigma_{\phi_R}^2). \end{aligned}$$

2.2 红外/雷达数据融合(Data fusion on infrared/radar)

由于雷达和红外传感器对目标的测量周期不同, 所以必须统一量测信息的时间和空间参考点, 进行异步和同步数据融合之后, 才能对融合后的目标量测信息进行滤波跟踪. 在这里, 设红外传感器的测量周期为 T_I , 雷达的测量周期为 T_R .

2.2.1 异步数据融合(Asynchronous data fusion)

为了兼顾跟踪精度和融合计算速度, 将雷达的采样结点作为参考点, 红外传感器的量测数据面向雷达量测数据进行同步. 针对目标机动性强的特点, 提出对红外采样结点数据先做五点三次多项式的平滑, 再进行抛物对准插值的算法.

设红外传感器在采样结点 $t_I(k) = k * T_I$ 上的量测向量为 $z_I(k) = [\theta_I(k) \ \phi_I(k)]^T, k = 0, 1, 2, \dots, n-1$, 则可以在每个数据点的前后各取两个相邻的点用三次多项式来逼近这五点所表示的广义曲线: $z = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + a_3 t^3$.

根据最小二乘原理确定系数, 最后可得到五点三次平滑公式.

$$\begin{cases} \bar{z}_I(k-2) = \frac{1}{70}(69z_I(k-2) + 4z_I(k-1) - 6z_I(k) + 4z_I(k+1) - z_I(k+2)), \\ \bar{z}_I(k-1) = \frac{1}{35}(2z_I(k-2) + 27z_I(k-1) + 12z_I(k) - 8z_I(k+1) + 2z_I(k+2)), \\ \bar{z}_I(k) = \frac{1}{35}(-3z_I(k-2) + 12z_I(k-1) + 17z_I(k) + 12z_I(k+1) + 3z_I(k+2)), \\ \bar{z}_I(k+1) = \frac{1}{35}(2z_I(k-2) - 8z_I(k-1) + 12z_I(k) + 27z_I(k+1) + 2z_I(k+2)), \\ \bar{z}_I(k+2) = \frac{1}{70}(-z_I(k-2) + 4z_I(k-1) - 6z_I(k) + 4z_I(k+1) + 69z_I(k+2)). \end{cases}$$

设雷达的采样结点为 $t_R(m) = m * T_R, m = 0, 1, 2, \dots, n-1$, 在 $t_I(k+1) > t_R(m) > t_I(k)$ 情况下, 考虑到计算量的原因, 取 $t_I(k), t_I(k+1), t_I(k+2)$ 作为插值结点, 那么红外传感器在同步点 $t_R(m)$ 上的抛物插值估计值为

$$\begin{aligned} \hat{z}_I(m) &= \\ \bar{z}_I(k) &\frac{(t_R(m) - t_I(k+1))(t_R(m) - t_I(k+2))}{2T_I^2} + \\ \bar{z}_I(k+1) &\frac{(t_R(m) - t_I(k))(t_R(m) - t_I(k+2))}{-T_I^2} + \\ \bar{z}_I(k+2) &\frac{(t_R(m) - t_I(k))(t_R(m) - t_I(k+1))}{2T_I^2}. \end{aligned}$$

这里采用内插估计而不是外推轨迹的原因是考虑到目标的强机动性, 外推往往不能反映未来的目标运动状态.

设时间配准之后的红外量测数据为 $\tilde{z}_I = [\tilde{z}_I(0), \dots, \tilde{z}_I(k), \hat{z}_I(0), \tilde{z}_I(k+1), \tilde{z}_I(k+2), \dots] = [\tilde{\theta}_I \ \tilde{\phi}_I]^T$, 噪声为 $\tilde{v}_I = [\tilde{v}_{\theta_I} \ \tilde{v}_{\phi_I}]^T$, 配准之后量测数据的统计特性无法用传统方法求得, 这里采用序贯最小二乘估计^[4]来求噪声 \tilde{v}_I 的方差.

以方位角为例进行推导. 因为

$$\begin{cases} v_{\theta_I}(j) = \theta_I(j) - \arctan(y(j)/x(j)), \\ \tilde{v}_{\theta_I}(j) = \tilde{\theta}_I(j) - \arctan(y(j)/x(j)), \end{cases}$$

所以有 $\tilde{v}_{\theta_I}(j) = v_{\theta_I}(j) + \tilde{\theta}_I(j) - \theta_I(j)$.

在第 N 个数据来到时,

$$\frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} \tilde{v}_{\theta_I}(j) = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} v_{\theta_I}(j) + \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} (\tilde{\theta}_I(j) - \theta_I(j)),$$

由于 $v_{\theta_I}(k) \sim N(0, \sigma_{\theta_I}^2)$, 当 N 足够大时, 可以认为

$$\frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} v_{\theta_I}(j) = 0, \text{ 令}$$

$$A[N-1] = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} \tilde{v}_{\theta_I}(j) = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} (\tilde{\theta}_I(j) - \theta_I(j)),$$

$$J_{\min}[N-1] = \sum_{j=0}^{N-1} (\tilde{\theta}_I(j) - \theta_I(j) - A[N-1])^2,$$

当第 $N+1$ 个数据到来时, 根据最小二乘原则, 有下式成立:

$$\begin{cases} A[N] = \frac{N}{N+1} A[N-1] + \frac{1}{N+1} (\tilde{\theta}_I(N) - \theta_I(N)), \\ J_{\min}[N] = J_{\min}[N-1] + \frac{1}{N+1} (\tilde{\theta}_I(N) - \theta_I(N) - A[N-1])^2. \end{cases}$$

可以看出, $J_{\min}[N]$ 就是 \tilde{v}_{θ_I} 的序贯最小二乘方差估计递推表达式, 同理, 设

$$B[N-1] = \frac{1}{N} \theta_I(N) \sum_{j=0}^{N-1} \tilde{v}_{\phi_I}(j) =$$

$$\frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} (\tilde{\phi}_I(j) - \phi_I(j)),$$

$$H_{\min}[N-1] = \sum_{j=0}^{N-1} (\tilde{\phi}_I(j) - \phi_I(j) - B[N-1])^2,$$

\tilde{v}_{ϕ_I} 的序贯最小二乘方差估计递推表达式为

$$H_{\min}[N] = H_{\min}[N-1] + \frac{1}{N+1} (\tilde{\phi}_I(N) - \phi_I(N) - B[N-1])^2.$$

2.2.2 同步数据融合(Synchronous data fusion)

量测数据时间同步之后, 采用加权平均对红外和雷达的数据进行融合, 根据融合以后的量测信息均方根误差最小原则, 得到融合公式如(3)所示:

$$\begin{cases} \theta_{IR}(i) = \sigma_{\theta_{IR}}^2(i) \left(\frac{\tilde{\theta}_I(i)}{J_{\min}[i]} + \frac{\theta_R(i)}{\sigma_{\theta_R}^2} \right), \\ \sigma_{\theta_{IR}}^2(i) = \frac{J_{\min}[i] \sigma_{\theta_R}^2}{J_{\min}[i] + \sigma_{\theta_R}^2}, \\ \phi_{IR}(i) = \sigma_{\phi_{IR}}^2(i) \left(\frac{\tilde{\phi}_I(i)}{H_{\min}[i]} + \frac{\phi_R(i)}{\sigma_{\phi_R}^2} \right), \\ \sigma_{\phi_{IR}}^2(i) = \frac{H_{\min}[i] \sigma_{\phi_R}^2}{H_{\min}[i] + \sigma_{\phi_R}^2}, \\ r_{IR} = r_R(i), \sigma_{r_{IR}}^2 = \sigma_{r_R}^2, \end{cases} \quad (3)$$

融合以后目标状态测量值 $z_{IR}(i) = [\theta_{IR}(i) \ \phi_{IR}(i) \ r_{IR}(i)]^T$, 对应的噪声方差阵为 $R_{IR}(i) = \text{diag}\{\sigma_{\theta_{IR}}^2(i) \ \sigma_{\phi_{IR}}^2(i) \ \sigma_{r_{IR}}^2(i)\}$, 可以看到, 其方差是时变的, 对于非平稳的过程, 粒子滤波能够较好地进行预测和跟踪.

3 重抽样粒子滤波(Resampling particle filtering)

序贯重要采样的思想是采用贝叶斯滤波方法^[5]来更新粒子滤波密度和采用重要采样法^[6]来计算积分. 滤波密度 $p(x_k|z_{1:k})$ 用粒子和粒子权值来表示: $\{x_k^{(m)}, w_k^{(m)}\}_{m=1}^M$; 权值表达式为 $w_k^{(m)} = \frac{p(x_k^{(m)}, z_{1:k})}{\pi(x_k^{(m)}, z_{1:k})}$. 在使建议密度分布等于先验密度分布的前提下, 序贯重要采样粒子滤波步骤如式(4)~(7)所示($m = 1, \dots, M$):

$$\text{产生粒子: } x_k^{(m)} \sim p(x_k|x_{k-1}), \quad (4)$$

$$\text{计算权值: } w_k^{*(m)} = w_{k-1}^{*(m)} p(z_k|x_k^{(m)}), \quad (5)$$

$$\text{权值归一化: } w_k^{(m)} = \frac{w_k^{*(m)}}{\sum_{m=1}^M w_k^{*(m)}}, \quad (6)$$

$$\text{估值计算: } E(g(x_k|z_{1:k})) = \sum_{m=1}^M g(x_k^{(m)}) w_k^{(m)}. \quad (7)$$

由于序贯重要采样法存在权值恶化和粒子耗尽的问题, 重抽样^[5]的方法可以解决这两个问题, 其思路是与权值成比例地复制粒子, 再进行随机抽样的操作:

$$\{\tilde{x}_k^{(m)}, \frac{1}{M}\}_{m=1}^M \sim \{x_k^{(m)}, w_k^{(m)}\}_{m=1}^M. \quad (8)$$

4 仿真与分析(Simulation and analysis)

设有一螺旋式爬升的飞行目标, 其红外质心的运动状态方程为:

$$\begin{cases} V_x(k) = V_x(k-1) + 0.02 \sin(0.02(k-1)) + u_{V_x}(k), \\ V_y(k) = V_y(k-1) + u_{V_y}(k), \\ V_z(k) = V_z(k-1) + u_{V_z}(k), \\ x(k) = x(k-1) + 0.1V_x(k-1), \\ y(k) = y(k-1) + V_y(k-1), \\ z(k) = z(k-1) + 0.1V_z(k-1), \end{cases} \quad (9)$$

量测程见式(1)和(2).

依据第2节所述的算法得到红外/雷达的目标量测融合值以后, 以 $x-y$ 平面上的投影跟踪为例, 来阐述重抽样粒子滤波算法($k = 0, 1, \dots, 80; m = 1, 2, \dots, M$).

1) 产生 $M = 500$ 组高斯分布的随机数:

$$u_{V_x}(k)^{(m)} \sim N(0, 0.01^2),$$

$$u_{V_y}(k)^{(m)} \sim N(0, 0.01^2).$$

2) 初始化粒子:

$$V_x(0)^{(m)} \sim N(0.3, 0.01^2),$$

$$V_y(0)^{(m)} \sim N(0.3, 0.01^2).$$

3) 计算 $k > 1$ 后粒子:

$$V_x(k)^{(m)} = \tilde{v}_x(k)^{(m)} + 0.02 \sin(0.02(k - 1)) + u_{V_x}(k)^{(m)},$$

$$V_y(k)^{(m)} = \tilde{v}_y(k)^{(m)} + u_{V_y}(k)^{(m)},$$

这里 $\tilde{v}_x(k)^{(m)}$ 和 $\tilde{v}_y(k)^{(m)}$ 是重抽样后得到的。

4) 计算权值. 以雷达测得的航迹初始点作为起始点, 那么设 $x(0) = 15, y(0) = 15$, 根据公式(9)得到 $x(k)^{(m)}$ 和 $y(k)^{(m)}$ 以后, $w(k)^{(m)} = N(\theta_{IR}(k) - \arctan(y(k)^{(m)}/x(k)^{(m)}), \sigma_{\theta_{IR}}^2(k))$ 为权值, 本文对传统粒子滤波的改进就在于计算权值时采用的是递推估计的噪声方差, 可以产生更好表示被抽样时间序列特征的粒子。

5) 规范权值, 见公式(6)。

6) 重抽样, 见公式(8)。

7) 估值计算, 见公式(7)。

8) 采样时间每递增一次, 从步骤3)开始到步骤7)完成计算。

100次蒙特卡罗仿真之后, $V_y(k)$ 的跟踪情况见图1所示, 横坐标是采样时间, 纵坐标是速度, 串在竖线上的每对 \circ 和 $*$ 表示同一采样点上的估计值与真值. 在80个采样点上, 跟踪偏差最大为0.05, 最小为0.0012, 整个偏差呈现不规则起伏, 没有出现发散的情况。

目标 y 方向速度的粒子抽样过程见图2, 每一个采样时间上的后验密度分布曲线, 是在完成规范权值过程后获得. $x-y$ 平面上的跟踪情况见图3, 最大距离偏差为0.2 km, 没有出现跟踪误差发散的情况. 两个同类雷达空时配准后对同一目标粒子滤波跟踪的结果见图4, 在跟踪后期, 误差已经开始发散, 并且距离误差超过0.5 km. 可以看出, 本文提出的红外/雷达融合跟踪的算法, 其跟踪效果优于同类多雷达跟踪效果。

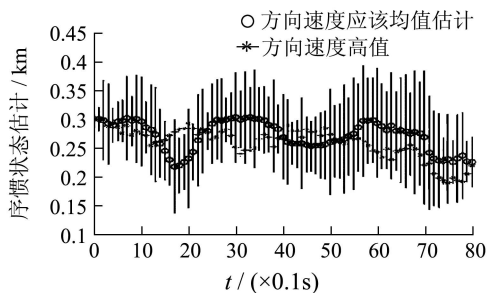


图1 对目标 y 方向速度的跟踪

Fig. 1 Tracking on $V_y(k)$

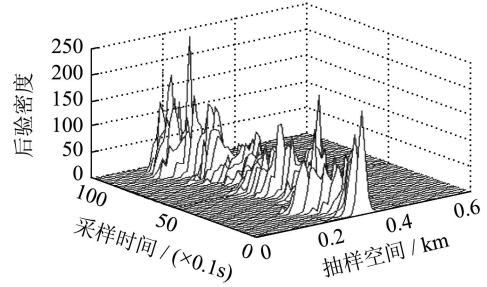


图2 目标 y 方向速度粒子抽样过程

Fig. 2 Particle resampling process

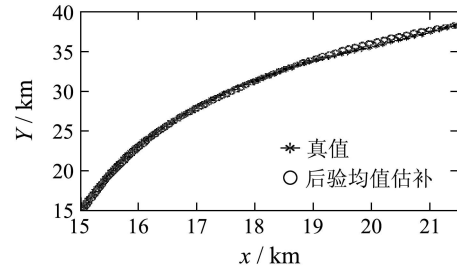


图3 红外/雷达对目标 $x-y$ 平面上融合跟踪效果

Fig. 3 Tracking in $x-y$ plane

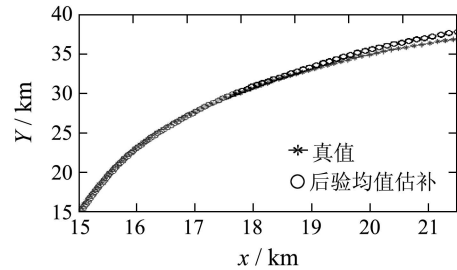


图4 同类多雷达对目标 $x-y$ 平面上跟踪效果

Fig. 4 Tracking using same kind two radars for the same target

5 结论(Conclusion)

本文针对机动目标跟踪问题, 采用红外/雷达融合跟踪的方法, 利用序贯最小二乘估计的思想推导出量测同步数据的统计特性的表达式, 将融合后的数据送入重抽样粒子滤波器进行处理以预测和跟踪机动目标. 接着给出了一个仿真跟踪实例, 加以分析, 并给出了同类多雷达跟踪的效果进行比较。

参考文献(References):

- [1] BARSHALOM Y, LI X R. *Estimation and Tracking: Principles, Techniques and Software*[M]. Boston, American: Artech House, 1993.
- [2] ZHEN D, HENGRY L, KEITH C, et al. Model-set adaptation using a fuzzy Kalman filter[J]. *Mathematical and Computer Modeling*, 2001, 34(7/8): 799 - 812.
- [3] SHETTY S, ALOUANI A T. A multisensor tracking system with an image-based maneuver detector[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1996, 32(1): 167 - 185.
- [4] STEVEN M.KAY. *Fundamentals of Statistical Signal Processing*[M]. New York, American: Prentice Hall, 2003.

- [4] 胡国龙, 孔亚广, 孙优贤. 基于模糊规则的动态矩阵预测控制及其应用[J]. 中国造纸学报, 2002, 17(1): 103 – 106.
(HU Guolong, KONG Yaguang, SUN Youxian. Fuzzy rules-based dynamic matrix predictive control and its application[J]. *Trans of China Pulp and Paper*, 2002, 17(1): 103 – 106.)
- [5] ABONYI J, NAGY L, SZEIFERT F. Fuzzy model-based predictive control by instantaneous linearization[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2001, 120(1): 109 – 122.
- [6] 胡品慧, 袁璞. 状态反馈预测控制的结构性能及应用实例[J]. 信息与控制, 2002, 31(1): 9 – 13.
(HU Pinhui, YUAN Pu. Structure and performance of state feedback model predictive control system and its application[J]. *Information and Control*, 2002, 31(1): 9 – 13.)
- [7] 胡品慧, 袁璞. 状态反馈预测控制系统的设计及应用[J]. 基础自动化, 2000, 7(5): 9 – 12.
(HU Pinhui, YUAN Pu. State feedback model predictive control systems: design and application[J]. *Basic Automation*, 2000, 7(5): 9 – 12.)
- [8] 胡品慧, 袁璞. 关于状态反馈预测控制系统的极点配置[J]. 控制与决策, 2001, 17(6): 910 – 913.
(HU Pinhui, YUAN Pu. On pole placement of state feedback model predictive control systems[J]. *Control and Decision*, 2001, 17(6): 910 – 913.)
- [9] HENSON M A, SEBORG D E. Input output linearization of general nonlinear processes[J]. *AIChE J*, 1990, 36(11): 1753 – 1758.

作者简介:

王书斌 (1977—), 男, 博士, 中国石油大学(北京)自动化研究所, 目前研究方向为模糊、预测控制及应用, E-mail:wsbwyy@126.com;

胡品慧 (1959—), 男, 教授, 博士, 中国石油大学(北京), 研究领域为控制理论与应用、预测控制、先进过程控制, E-mail:hupnh@cup.edu.cn;

林立 (1954—), 男, 教授, 博士生导师, 中国石油大学(北京), 主要从事石油机械机电一体化技术的研究工作.

(上接第814页)

- [5] ALSPACH D L, SORENSON H W. Nonlinear bayesian estimation using Gaussian sum approximation[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Control Systems*, 1972, 17(4): 439 – 448.
- [6] CARPENTER J, CLIFFORD P, FEARNHEAD P. Improved particle filter for nonlinear problems[J]. *IEE Proc-Radar, Sonar and Navigation*, 1999, 146(1): 2 – 7.
- [7] SANJEEV ARULAMPALAM M. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174 – 188.

作者简介:

张高煜 (1972—), 男, 工学博士, 目前研究方向为数据融合与智能控制, E-mail: farwind1972@yahoo.com.cn;

江水 (1970—), 男, 高级工程师, 主要研究方向为分布式计算/数据库, E-mail: jiangshui@ecict.com.cn;

梁继民 (1971—), 男, 工学博士, 教授, 主要研究方向为信息融合、图像处理和生物特征识别, E-mail: jimleung@mail.xidian.edu.cn;

赵恒 (1975—), 男, 工学博士, 副教授, 主要研究方向为数据挖掘和图像处理, E-mail: hengzhao@mail.xidian.edu.cn.

(上接第818页)

- [7] 陈惠开, 吴新余, 吴叔美. 现代网络分析[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1992.
(CHEN Huikai, WU Xinyu, WU Shumei. *Modern Network Analyzing*[M]. Beijing: Peoples Posts and Telecommunication Publishing House, 1992.)
- [8] IMAIDA T, YOKOKOHI Y. Ground-space bilateral teleoperation experiment using ETS-VII robot arm with direct kinesthetic coupling[C] // *IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 2001: 1031 – 1038.
- [9] 邓启文, 韦庆, 李泽湘. 大时延力反馈双边控制系统[J]. 机器人, 2005, 27(5): 410 – 413.
(DENG Qiwen, WEI Qing, LI Zexiang. Force-reflection bilateral

control system with large time-delay[J]. *Robot*, 2005, 27(5): 410 – 413.)

作者简介:

邓启文 (1977—), 男, 博士研究生, 研究领域为机器人技术、大时延遥操作技术, E-mail: dengqiwen@nudt.edu.cn;

韦庆 (1969—), 男, 教授, 研究领域为机器人力控制、智能机器人、大时延遥操作技术;

李泽湘 (1961—), 男, 教授, 研究领域为机器人技术、运动控制、机床数控系统.