

测量方差自适应的多传感器数据融合算法*

胡振涛¹, 楚艳萍², 刘先省¹

(1. 河南大学 计算机与信息工程学院, 河南 开封 475001; 2. 河南大学 计算中心, 河南 开封 475001)

摘要: 针对测量方差预先设定对滤波精度的影响, 提出了一种基于时空综合分析在线估算测量方差的方法, 以充分利用多个传感器单次采样数据和单个传感器多次采样数据中蕴含的冗余和互补信息, 改善了由于被测目标所处环境的先验信息匮乏而造成的建模误差问题。同时根据滤波误差协方差阵具有表示滤波精度的特性, 实现系统中各传感器权系数动态合理的分配。最终给出了一种基于测量方差自适应的多传感器数据融合算法。通过蒙特卡罗仿真验证了该算法的有效性。

关键词: 数据融合; 时空分析; 测量方差; 滤波

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-2276(2005)06-0741-06

Algorithm of multi-sensors data fusion based on the variance of the measured error adaptive*

HU Zhen-tao¹, CHU Yan-ping², LIU Xian-xing¹

(1. College of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng 475001, China;

2. Computer Center, Henan University, Kaifeng 475001, China)

Abstract: The influence of the variance of the presupposed measured error is analyzed briefly. A new method is presented on the basis of the on-line estimation for the variance of the measured error through spatial-temporal synthetical analysis. It can make full use of redundancy and complementary information, which comes from the single sampled data of multi-sensors and the multi-times sampled data of single sensor, thereby, which improves the influence of modeling error caused by the shortage of prior information for the condition of observed. At the same time, utilizing the characteristic that filtering error covariance expresses filtering precision, the dynamic and reasonable distribution of the every sensor weight coefficient is accomplished. Finally, a new algorithm of multi-sensors fusion based on the variance of the measured error adaptive is given. Monte-Carlo simulation shows that this algorithm can obviously improve the efficiency of maneuvering target tracking.

Key words: Data fusion; Spatial-temporal analysis; Variance of the measured error; Filtering

收稿日期: 2005-01-20; 修订日期: 2005-02-19

* 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60272024); 河南省高校杰出科研人才创新工程项目(2003KYCX003); 河南省高校创新人才培养工程

作者简介: 胡振涛(1979-), 男, 河南永城人, 硕士生, 研究方向为数据融合、智能信息处理。

0 引言

在基于状态估计的目标跟踪问题中,多传感器数据融合跟踪方法可以提高跟踪精度。对于线性系统中同步采样的多传感器,融合滤波的跟踪精度高于单个传感器的滤波跟踪精度,这是因为多传感器数据融合相当于提高了融合测量值的精度。从数据融合的观点考虑多传感器数据融合主要有两种方式:集中式与分布式^[1]。集中式结构将传感器采集的检测报告传递到融合中心,在那里进行数据对准、点迹相关、数据互联等处理,进而完成最后的融合估计。这种结构的优点是信息损失最小,但要求系统必须具备大容量的处理能力,计算负担重,系统的生存能力也较差。而分布式结构的特点是首先利用一定的滤波算法对系统中每个传感器对机动目标的采样信息进行滤波,得到多个滤波估计结果,然后再利用一定的最优融合准则对其进行融合,最终形成全局估计。这种结构不仅克服了集中式结构中的缺陷而且具有较好的鲁棒性,因此得到广泛的采用。Carlson 的联邦滤波器^[2,3]实际上是一种基于分布式结构的状态估计技术。针对同种类型不同参数的多传感器组成的目标跟踪系统中状态估计问题,其数据融合的实际物理意义即如何合理地实时分配传感器的权系数,以充分利用各传感器测量数据中的冗余和互补信息,最大程度估计出目标当前时刻的真实状态。

关于目标状态的动态估计问题,经典 Kalman 滤波算法以一种递推无偏的线性最小方差形式给出。在对动态系统的数学模型及噪声统计特性精确了解的情况下,Kalman 滤波算法通过每个采样时刻传感器的测量信息对预测估计值进行修正,从而获得最佳的状态估计值^[4]。但通过分析 Kalman 滤波递推算法可以发现,模型误差使得滤波进程中真实估计误差和估计误差方差越来越大,而滤波算法中估计误差方差和增益的计算公式却与模型误差无关,滤波过程中增益可以愈来愈小,使得在一定程度上反映真实状态的新测量数据在估计中的增益作用愈来愈弱,形成数据饱和现象,导致估计精度下降,甚至会引发滤波发散^[5,6]。因此,精确描述系统中噪声的统计特性是获得良好状态估计值的一个必要条件。在机动目标跟踪系统中,

噪声由两部分构成,系统的过程噪声和由于传感器在量测目标过程中产生的量测噪声。对于系统的过程噪声只能通过增加对系统的深入认识来降低;而量测噪声主要来源于所选择传感器的精度和外界环境干扰,可以通过对算法的改进加以改善。目前,卡尔曼滤波器中的测量方差一般是根据传感器自身的方差参数或经验指定,没有考虑到测量方差是由传感器自身的可信度(传感器精度)与外界干扰程度(传输误差、计算误差、环境噪声和人为干扰等)共同造成的^[7]。用这种方法确定的测量方差在整个测量过程中都不发生改变,当运用在卡尔曼滤波器递推算法中对待测状态进行估计时,将不能充分把握每次量测带来的新信息,从而造成算法缺乏对测量过程中不确定性因素的适应性。最终使得估计值与真实值的偏差较大,同时也造成大量信息资源的浪费。

针对以上问题,提出了一种通过时空综合分析的方法在线估算各传感器的测量方差,并结合 Kalman 滤波器中滤波误差协方差阵 $P(k/k)$ 表示目标当前状态不确定性的性质^[8,9],推导出了测量方差自适应的多传感器数据融合算法。

1 卡尔曼滤波算法

1.1 多传感器离散随机动态数学模型

系统的状态方程为:

$$X(k) = F(k, k-1)X(k-1) + \Gamma(k, k-1)w(k-1) \quad (1)$$

式中 $X(k) = [x(k), \dot{x}(k), \ddot{x}(k)]$, 为状态向量, $x(k)$ 、 $\dot{x}(k)$ 与 $\ddot{x}(k)$ 分别表示 kT 时刻机动目标的位置、速度与加速度分量, T 为采样周期; $F(k, k-1)$ 表示系统的一步状态转移矩阵; $\Gamma(k, k-1)$ 为系统噪声矩阵; $w(k-1)$ 为系统过程噪声向量,且 $w(k-1)$ 是均值为零,方差阵为 Q 的独立高斯白噪声,即 $E[w(k)] = 0$, $E[w(k)w(j)^T] = Q\delta_{kj}$, δ_{kj} 为 Kronecker 函数。

系统的量测方程为:

$$Z_i(k) = H_i(k)X_i(k) + v_i(k) \quad (2)$$

式中 $Z_i(k)$ 为量测向量; k 表示采样次数, $i=1, 2, \dots, N$ 为系统中传感器的个数; $H_i(k)$ 为系统中各传感器的量测矩阵; $v_i(k)$ 为其观测噪声向量,且 $v_i(k)$ 是均值为

零、方差阵为 R_i 的独立高斯白噪声, 即 $E[v_i(k)] = 0$, $E[v_i(k)v_i(j)^T] = R_i\delta_{ij}$, 且满足 $E[v_i(k)w(j)^T] = 0$ 。另外, 初始状态 $X(0)$ 独立于 $w(k)$ 和 $v_i(k)$, 已知初始条件 $E[X(0)] = \mu_0$, $E[(X(0) - \mu_0)(X(0) - \mu_0)^T] = P_0$ 。

1.2 Kalman 滤波算法

基于以上假设, Kalman 滤波算法步骤如下:

$$\hat{X}_i(k/k) = \hat{X}_i(k/k-1) + K_i(k)\gamma_i(k) \quad (3)$$

$$\gamma_i(k) = [Z_i(k) - H_i(k)\hat{X}_i(k/k-1)] \quad (4)$$

$$\hat{X}_i(k/k-1) = F(k, k-1)\hat{X}_i(k-1/k-1) \quad (5)$$

$$K_i(k) = P_i(k/k-1)H_i(k)[H_i(k)P_i(k/k-1)H_i^T(k) + R_i]^{-1} \quad (6)$$

$$P_i(k/k-1) = F(k, k-1)P_i(k-1/k-1)F^T(k, k-1) + \Gamma(k, k-1)Q\Gamma^T(k, k-1) \quad (7)$$

$$P_i(k/k) = [I - K_i(k)H_i(k)]P_i(k/k-1) \quad (8)$$

$$X_i(0/0) = \mu_0, P_i(0/0) = P_0$$

式中 $P_i(k/k)$ 与 $P_i(k/k-1)$ 分别为基于局部估计器的滤波和预报误差方差阵; $K_i(k)$ 为相应的滤波增益阵。

2 测量方差时空综合分析的估计算法

在 Kalman 递推算法中, 测量方差一般是根据所采用传感器的精度预先设定, 没有考虑到测量方差还与传输误差、计算误差、环境噪声、人为干扰等因素有关, 因而将造成滤波精度的下降。若将传感器的内部噪声与外界环境干扰综合考虑, 将得出一个随不确定因素而变化的测量方差阵 R 的估计方法。在对测量方差进行估计时, 做如下时空分析。

2.1 空间分析

空间分析是对多个传感器一次采样结果的分析。可利用多传感器静态时最优权值分配原则^[10,11], 即每个传感器分配的权系数 $\varpi_i = \frac{1}{R_i} / \sum_{i=1}^N \frac{1}{R_i}$, 其中 R_i 为各传感器精度的平方, 可以证明以此原则获得的融合结果中的无偏性、有效性和一致性。由以上结论即各传感器测量方差的估计可先基于此融合结果做一个粗略的分配, 即以每个传感器的测量值与该次采样时各传感器测量融合结果的平方作为各传感器该次采样的方差分配。

2.2 时间分析

时间分析是针对一个传感器多次采样结果的分析。测量方差是传感器内部噪声与环境干扰的一种综合属性, 这一属性始终存在于对目标跟踪测量的全过程中。因此, 可将单个传感器历次采样时的方差分配与当前方差分配赋予不同的权值, 作为当前测量方差的实时估算。考虑到当前测量信息在当前测量方差估计中的重要作用, 引入遗忘因子, 合理优化过去测量信息在确定当前测量方差所利用信息中的比重。

2.3 时空综合分析的测量方差估计算法

基于以上分析提出了时空综合分析的测量方差估计算法, 具体算法如下: 设 $Z_i(k)$ 表示第 i 个传感器第 k 次采样的结果, 则第 k 次采样时各传感器测量的融合值 $\bar{Z}(k)$ 为:

$$\bar{Z}(k) = \sum_{i=1}^N \varpi_i Z_i(k) \quad (9)$$

第 i 个传感器第 k 次采样时测量方差的估计分配值 $R_i(k)$ 应为:

$$R_i(k) = [Z_i(k) - \bar{Z}(k)][Z_i(k) - \bar{Z}(k)]^T \quad (10)$$

对各传感器测量方差在历次采样时的估计分配值 $R_i(k-1)$ 求算术平均值:

$$\bar{R}_i(k-1) = \frac{1}{k-1} \sum_{j=1}^{k-1} R_i(j) \quad (11)$$

则 $\bar{R}_i(k)$ 即为第 k 次采样时第 i 个传感器测量方差的估计值。写成递推公式形式为:

$$\begin{cases} \bar{R}_i(k) = d(k)\bar{R}_i(k-1) + (1-d(k))R_i(k) & k=1, 2, \dots \\ \bar{R}_i(0) = 0 \end{cases} \quad (12)$$

取权系数序列 $d(k) = (1-b)/(1-b^k)$ ($0 < b \leq 1$), 其中 b 为遗忘因子, 要根据试验确定。当外部干扰因素大时, 则 b 应选得小些, 以充分利用先验信息。当外部干扰因素小时, 则 b 应选得大些, 使测量方差的估算中能尽力捕捉和利用当前测量中新的信息。

由测量方差估计的计算过程可以看出, 每次新的测量数据都被充分利用, 对传感器的测量方差有调节作用, 而且这种调节作用将越来越显著, 但实际上这

种调节作用是随着采样时刻的增加由显著到减弱的过程。这是因为将传感器与测量环境综合起来考虑,从统计意义上说,测量向量的概率分布是确定的。在学习过程中最初几个采样时刻是对测量向量分布特性从无到有的认识,这时需要充分发挥先验知识的作用,而且此时的学习速度较快,体现在对测量方差的估计中是相邻采样点间传感器的测量方差估计值的变化较大,而随着采样的进行,这种学习过程将会趋于稳定,即被优化的测量方差的结果会趋于一个稳定的值。

3 测量方差自适应的多传感器数据融合算法

在多传感器组成的目标跟踪系统中,数据融合算法的核心内容为:即在一定的最优准则下利用各传感器测量值得到的目标状态估计值进行融合估计,以充分利用这些测量数据中的有用信息。具体来说,应用 Kalman 滤波算法得到各局部估计值状态估计值 $\hat{X}_i(k/k)$, 因为 $\hat{X}_i(k/k)$ 是源于各传感器对同一目标观测而得到的状态估计值,即可利用多个 $\hat{X}_i(k/k)$ 进行融合,进而获得更为精确的融合航迹的估计值 $\hat{X}(k/k)$, 设 $\hat{X}_i(k/k)$ 是对 n 维随机变量 $X(k)$ 的 N 个无偏估计,且估计误差和误差的方差矩阵分别为:

$$\tilde{X}_i(k/k) = X(k) - \hat{X}_i(k/k) \quad (13)$$

$$P_i(k/k) = E[\tilde{X}_i(k/k)\tilde{X}_i(k/k)^T] \quad (14)$$

对 $\hat{X}_i(k/k)$ ($i=1, 2, \dots, N$) 做无偏估计组合 $\hat{X}(k) = \sum_{i=1}^N a_i(k)\hat{X}_i(k/k)$, $a_i(k)$ 为各传感器所得滤波估计值的加权系数。容易得知,当 $\sum_{i=1}^N a_i(k) = 1$ 时,组合 $\hat{X}(k)$ 是 $X(k)$ 的无偏估计,记误差 $\tilde{X}(k) = X(k) - \hat{X}(k)$ 的方差矩阵为 $P(k/k)$, 建立极小化准则:

$$J = \text{tr}(P(k/k)) \quad (15)$$

在 Kalman 滤波算法中,滤波误差协方差阵 $P(k/k)$ 表示目标状态的不确定性。利用传感器的每一次量测值,更新协方差阵以减小不确定性,所以目标航迹滤波协方差 $P(k/k)$ 越小,表明得到的航迹估计越精确。基于 $P(k/k)$ 具有表明滤波精度的性质,取局部各状

态估计的动态加权系数 $a_i(k)$:

$$a_i(k) = \frac{1/\text{tr}(P_i(k/k))}{(1/\text{tr}(P_1(k/k)) + 1/\text{tr}(P_2(k/k)) + \dots + 1/\text{tr}(P_N(k/k)))} \quad (16)$$

从上式可看出融合估计的意义,如果 $\text{tr}(P_i(k/k))$ 的值越小,则第 i 个传感器的滤波估计精度将越高, $\text{tr}(P_i(k/k))$ 的倒数 $1/\text{tr}(P_i(k/k))$ 就越大,因而在融合估计中所起的作用就越显著。另外,值得注意的是由于 $a_i(k)$ 的时变性,可以在线自适应给各传感器分配权重系数。综上所述,首先利用测量方差时空分析方法对卡尔曼滤波算法进行修正,也即对公式(16)中测量方差进行修正:

$$K_i(k) = P_i(k/k-1)H_i(k)[H_i(k)P_i(k/k-1)H_i^T(k) + \bar{R}_i(k)]^{-1} \quad (17)$$

进而使局部估计结果得到优化,然后将修正后的滤波结果结合公式(16)中得到的其实时分配的最优权重系数,从而实现对各传感器的采样结果进行有效的融合,最终形成针对被跟踪目标良好的状态估计值:

$$\hat{X}(k/k) = \sum_{i=1}^N a_i(k)\hat{X}_i(k/k) \quad (18)$$

4 仿真结果与分析

考虑同种类型不同参数的两传感器的跟踪系统,对于多于两传感器的目标跟踪系统可以依本方法递推得到。仿真参数选取如下:对于机动目标的描述采用 CA 模型, $T=1$ s, $w(k)$ 、 $v_1(k)$ 和 $v_2(k)$ 是相互独立的高斯白噪声,且方差分别为 $Q=8$ m²、 $R_1=180$ m²、 $R_2=200$ m², 其中 $\Gamma = [T^2/4 \ T^2/3 \ T^2/2]^T$, $H_1 = [1 \ 0 \ 0]$, $H_2 = [1 \ 0 \ 0]$, 初始值 $P_0 = \text{diag}[100 \ 200 \ 200]$, 分别对动态加权下测量方差固定的传感器融合算法与测量方差自适应的传感器融合算法进行 100 次步长为 150 的蒙特卡罗仿真。

仿真结果如图 1~图 3 所示,图中虚线表示运用测量方差固定的多传感器数据融合算法对机动目标的状态进行估计时所得的各分量的估计误差;实线表示运用测量方差自适应的多传感器数据融合算法对机动目标的状态进行估计时所得的各分量的估计误差。

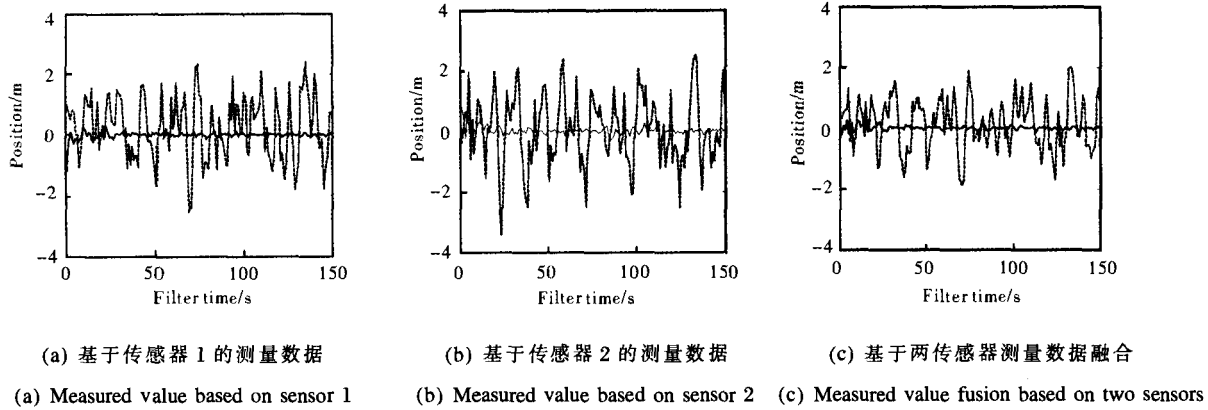


图 1 位置误差分量的比较

Fig.1 Comparison of position vector error

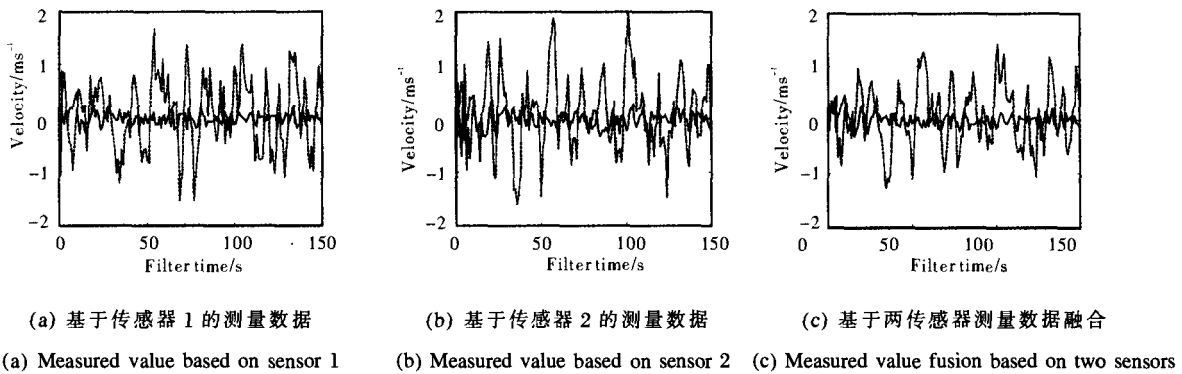


图 2 速度误差分量的比较

Fig.2 Comparison of velocity vector error

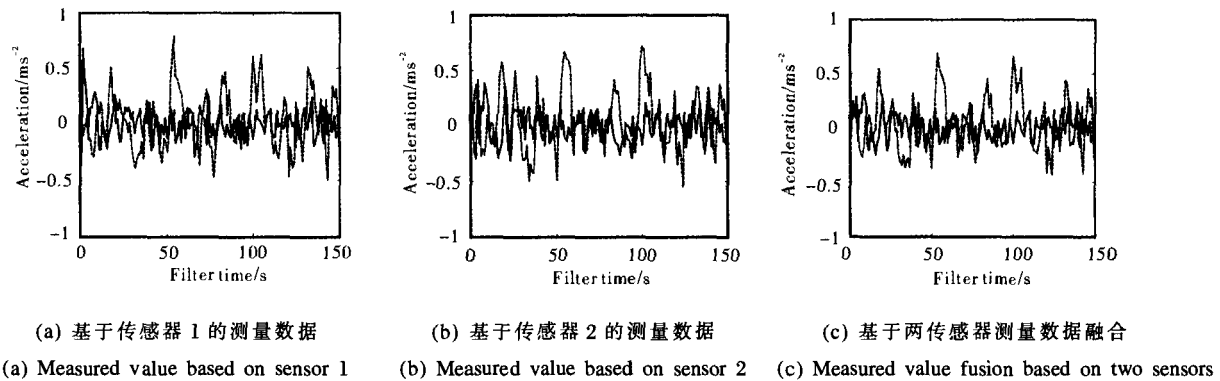


图 3 加速度误差分量的比较

Fig.3 Comparison of acceleration vector error

由图 1~图 3 可见:两传感器经过融合的滤波结果明显优于单个传感器的滤波结果;而且对单个传感器运用测量方差自适应的滤波算法得到的状态估计比固定滤波算法得到的状态估计对真实状态的逼近程度更好,体现了测量方差自适应的多传感器数据融合算法可以大大提高对目标的跟踪精度,而且此算

法的计算量在传统卡尔曼滤波算法的基础上有略微的增加,所以改进的滤波算法仍具有实时性较好的优点。另外,由于测量方差随着滤波过程逐步优化,避免了由于野值数据而造成的滤波发散问题,有效地提高了滤波的鲁棒特性。

5 结 论

给出了一种利用同种类型不同参数的多个传感器组成目标跟踪系统的多传感器数据融合。该算法通过对测量方差时空综合分析的自适应估算可更加准确地把握各传感器对运动目标每次测量所带来的新信息,并依据各传感器每个采样时刻的滤波精度合理地分配权值。另外,由于采用分布式结构,此算法还具有较好的实时性和鲁棒性等优点。

参 考 文 献:

- [1] HE You, WANG Guo-hong, LU Da-jin, et al. Multisensor Information Fusion with Application[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry (何友, 王国宏, 陆大珍, 等. 多传感器信息融合及应用. 北京: 电子工业出版社), 2001.
- [2] Carlson N A, Berarducci M P. Federated filter simulation results [J]. Navigation, 1994, 41(3): 297-321.
- [3] Gao Y, Krakiwsky E J, Abousalerm A, et al. Comparison and analysis of centralized decentralized and federated filters[J]. Navigation, 1993, 40(1): 69-86.
- [4] WANG Ying-jin, ZHANG Gui-lin. New tracking method based on Kalman filter[J]. Infrared and Laser Engineering (汪颖进, 张桂林. 新的基于 Kalman 滤波的跟踪方法. 红外与激光工程), 2004, 33(5): 505-508.
- [5] ZHU Zhuan-min, YANG Yi-kang, LI Ji-sheng, et al. The analyzing of application problems and researching of modified method to Kalman filtering [J]. Journal of Astronautics (祝转民, 杨宜康, 李济生, 等. Kalman 滤波工程应用问题分析及改进方法研究. 宇航学报), 2002, 23(3): 44-47.
- [6] PAN Hong-fei, LIU Xin, LV Jun. Adoption of reducing Kalman filter to prevent strap down inertial navigation system for distortion of filter[J]. Aerospace Shanghai (潘鸿飞, 刘鑫, 吕隽. 用渐消卡尔曼滤波器防止捷联惯导系统滤波发散. 上海航天), 2003 (6): 20-23.
- [7] ZHONG Chong-quan, ZHANG Li-yong, YANG Su-ying, et al. A weighted fusion algorithm of multi-sensor based on the principle of least squares[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument (仲崇权, 张立勇, 杨素英, 等. 基于最小二乘原理的多传感器加权融合算法. 仪器仪表学报), 2003, 24(4): 427-430.
- [8] LIU Xian-xing. A Study of Sensor Management[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University (刘先省. 传感器管理方法研究. 西安: 西北工业大学), 2000.
- [9] LIU Xian-xing, LI Sheng-wei, PAN Quan, et al. A method of sensor management based on probability statistical model[J]. Control Theory and Application (刘先省, 李声威, 潘泉, 等. 基于概率统计模型的一类传感器管理方法. 控制理论与应用), 2001, 18(5): 805-807.
- [10] HU Xue-jun, LUO Zhong-liang. Method of multi-sensor information fusion based on statistics theory[J]. Journal of Transducer Technology (胡学骏, 罗中良. 基于统计理论的多传感器信息融合方法. 传感器技术), 2002, 21(8): 38-39, 43.
- [11] ZHOU Jun, WANG Zhi-sheng, WANG Feng-qi. The theory of multi-sensor system data fusion based on linear least square estimation[J]. Journal of Astronautics (周军, 王志胜, 王凤歧. 基于线性均方估计的数据融合理论. 宇航学报), 2003, 24(4): 364-367.

书 讯

《光学系统设计》简介

《红外与激光工程》编辑部组织翻译、编辑的《光学系统设计》(内部资料)现已出版发行。该书主要内容包括:基础光学与光学系统技术要求;光阑、光瞳和其他基本原理;衍射、像差和像质;光程差的概念;几何像差及其消除方法;玻璃的选择(包括塑料);球面和非球面;光学系统的设计型式;光学设计过程;计算机性能评价;高斯光束成像;红外热成像基础和紫外光学系统;衍射光学;照明系统的设计;性能评价与光学测试;公差与生产工艺性;光学加工;光学设计中的偏振问题;光学薄膜;硬件设计问题;镜头设计优化实例;光学系统设计中的错误;经验法则和提示。该书适于光学领域的技术人员使用,也可作为大学教科书及研究生参考书,中译本 301 页,定价 240 元。英文简装本,定价 220 元。有需求者请与《红外与激光工程》编辑部联系。联系电话:(022) 23666400;(022) 23009840;通信地址:天津市 225 信箱 32 分箱(300192)。