

# 多传感器融合中的卡尔曼滤波探讨

杨承凯, 曾 军, 黄 华

(四川大学 电气信息学院 四川 成都 610065)

**摘 要:**现代科技对目标跟踪精度的要求越来越高,而系统所处环境的复杂性,使单传感器状态的估计已经无法满足系统感知外部环境的需要。在此,针对运动检测中的速度传感器和加速度传感器,给出一种应用卡尔曼滤波原理对多传感器进行数据融合的方法,得到了该方法下滤波器状态矩阵和相关矩阵的一般表达式。仿真和试验证明,运用该方法可以得到很好的滤波效果。

**关键词:**多传感器;信息融合;卡尔曼滤波;速度与加速度

**中图分类号:**TP212

**文献标识码:**A

**文章编号:**1004-373X(2009)14-159-03

## Discussion of Kalman Filter in Multi-sensor Fusion

YANG Chengkai, ZENG Jun, HUANG Hua

(School of Electrical Engineering and Information, Sichuan University, Chengdu, 610065, China)

**Abstract:**As complexity of the system environment and high demand of the modern science for precision tracking, single sensor state estimation has not met the perceived needs of the external environment. In the paper, according to the speed and acceleration sensor in the movement detection, a method of data fusion is offered to multi-sensor using the principle of Kalman filter, then a general expression of filter state matrix and correlation matrix is gained. Simulation and test show that this method has a very good filter effect.

**Keywords:**multi-sensor; information fusion; Kalman filter; speed and acceleration

## 0 引 言

靠单一的信息源已很难保证获取环境信息的快速性和准确性,以及给系统对周围环境的理解及系统的决策带来的影响。另外,单一传感器获得的仅是环境特征的局部、片面的信息,信息量十分有限,而且每个传感器采集到的信息还受到自身品质、性能噪声的影响,信息往往是不完整的,带有较大的不确定性,甚至出现错误。通常在传统方式中,各传感器采集的信息是单独、孤立地进行加工处理的。这不仅会导致处理工作量增加,而且割裂了各传感器信息的联系,丢失了信息的有机组合蕴涵的信息特征,也造成信息资源的浪费<sup>[1-5]</sup>。在运动控制系统中,往往将速度传感器测量到的速度与加速度计测量到的加速度进行单独处理,没有将两者的信息进行数据融合。由物理定律可知,加速度与速度成导数关系,所以两者的数据存在着内在的联系,完全可以根据信息融合理论对两者数据进行综合处理,从而得到更加准确的结果。卡尔曼滤波器是常用的一种数据融合技术。它利用迭代递推计算的方式,对存储空间要求很小,适合于存储空间和计算速度受限的场合<sup>[6,7]</sup>。在

此,分析了速度传感器和加速度计各自的优缺点,给出一种应用卡尔曼滤波器原理对两者进行数据融合的较好方法。

## 1 传感器简介

### 1.1 光电编码器

光电编码器通常用于角度、位移或转速的测量,通过对光脉冲的个数进行计数,再经过计算,得到测量值。假设在周长为  $L$  的圆盘上有  $M$  个过光孔。在离散系统中,周期时间  $T$  内,对脉冲进行计数,其值为  $N$ ,则第  $k$  次测量的线速度可表达为:

$$v(k) = \frac{L}{MT} [N(k) + e(k)] = \frac{LN(k)}{MT} + \frac{Le(k)}{MT} = \hat{v}(k) + \frac{Le(k)}{MT} \quad (1)$$

式中:  $e$  是随机误差,其为光脉冲取整后的剩余值,取值范围为  $(-1, 1)$ ,可看作均匀分布;  $\hat{v}$  为实际的观测值,它与真值  $v$  之间相差  $Le/MT$ 。可见,在固定长度的  $L$  上,加大  $M$  或  $T$  的值,都可以减小误差。但是加大  $M$  需要付出昂贵的成本,使传感器价格大幅提高,如光栅式光电传感器;加大  $T$  又会降低系统的动态响应性能,所以在实际应用中,这两者均难如愿。

在需要同时测量加速度的场合,理论上可以由对速度求差分方程得出,即:

$$a(k) = \frac{v(k) - v(k-1)}{T} = \frac{L[N(k) - N(k-1)]}{MT^2} + \frac{Le[k] - e(k-1)}{MT^2} \quad (2)$$

容易看出,相对误差显著提高,数据几乎不可用,所以需要专门的加速度计对加速度进行测量。

## 1.2 加速度计

加速度计用于测量物体的线性加速度,根据不同的测量原理,有很多种类。在此,使用的 MMA7260 是一款低成本、低功耗、小体积,功能完善的单芯片加速度计,主要用于运动检测、惯性导航、震动检测、交通安全等。MMA7260 响应快,带宽可调整,可响应高频率输入,但是其测量数据噪声(Noise)与带宽的平方根成正比,会随带宽的增加而增加。

$$\text{Noise} = 350 \mu\text{g} \sqrt{B_w \times 1.5} \quad (3)$$

式中:  $B_w$  为传感器带宽(单位为 Hz)。因此在设计时,首先要确定被测加速度的频率范围,然后再设计滤波器的参数,尽量使滤波器的带宽略高于被测频率,这样做不仅有利于滤除高频干扰,也有利于降低系统噪声干扰。这里根据实际需要,选择带宽为 30 Hz,它可满足动态特性的要求。此时,加速度计的输出噪声为:

$$\text{Noise} = 350 \mu\text{g} \sqrt{30 \times 1.5} = 2.347 \text{ mg} \quad (4)$$

可见,加速度测量性能相当不错。不过,加速度计有一个普遍缺点,就是随着温度的变化会发生零点漂移。MMA7260 数据手册上的参考参数是 2 mg/°C。此外,在长期使用后也会出现一定的零点漂移,这就使得在精度要求比较高的场合,需要对加速度计的零点漂移进行校正。

另外,理论上也可由对加速度计的数据作积分运算得到速度,但是,任何小的误差,经过长时间积分后,都会被无限放大。所以,实际测量中,很难信任由加速度积分得到的速度结果。由此,通过前面的分析可知,光电编码器和加速度计各有优缺点,单独使用不能很好地完成任务,需要联合使用,对其数据进行数据融合,以得到更加准确的结果。

## 2 卡尔曼滤波器

1960 年, R. E. Kalman 在一篇论文中介绍了一种应用于离散线性滤波的迭代算法,这就是后来得到广泛应用的卡尔曼滤波。卡尔曼滤波的目的是要尽可能地减少噪声的影响,并且从含有噪声的测量值中得到系统状态的最优估计。同时,它的解是递归计算的,其状态的每一次更新估计都由前一次估计和新的输入数据计

算得到,因此只需存储前一次估计,用计算机计算起来非常高效<sup>[8]</sup>。这些优点使得卡尔曼滤波特别适合于本文的速度与加速度状态的估计,下面将介绍离散卡尔曼滤波算法。

### 2.1 线性离散系统的状态方程

卡尔曼滤波器给出了线性离散时间动态系统的状态描述。一般而言,可用式(5)线性差分方程表达<sup>[9]</sup>:

$$x(k) = Ax(k-1) + Bu(k-1) + w(k-1) \quad (5)$$

式中,  $x(k) \in R^n$  为  $k$  时刻系统的状态向量;  $u(k) \in R^n$  为  $k$  时刻系统的输入信号,  $A \in R^{n \times n}$  为状态转移矩阵;  $B$  为输入控制加权矩阵。  $w(k) \in R^n$  为过程噪声,可建模为零均值的白噪声,其相关矩阵定义为:

$$E[w(n)w(k)^H] = \begin{cases} Q(n), & n = k \\ 0, & n \neq k \end{cases} \quad (6)$$

### 2.2 线性离散系统的观测方程

系统的通用观测方程可表示为:

$$z(k) = Hx(k) + \lambda(k) \quad (7)$$

式中:  $z(k) \in R^n$  为  $k$  时刻观测向量;  $\lambda(k) \in R^n$  为观测噪声;  $H$  为观测矩阵,可建模为零均值的白噪声,其相关矩阵定义为式(8):

$$E[\lambda(n)\lambda(k)^H] = \begin{cases} R(n), & n = k \\ 0, & n \neq k \end{cases} \quad (8)$$

### 2.3 初始状态描述

状态方程是从初始状态  $x(t_0)$  开始传播的,对于所有真实系统的特定时刻而言,这个初值总是一个具体的向量。然而,由于事先可能并不知道这个具体值,所以在建模时应把初始状态当成一个满足高斯分布的随机向量,故可用均值  $x_0$  和方差  $p_0$  来定义  $x(t_0)$ 。

$$\begin{cases} E[x(t_0)] = x_0 \\ E\{[x(t_0) - x_0][x(t_0) - x_0]^T\} = p_0 \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $p_0$  是所有元素都是分布在对角线的正数的对称矩阵,它给出了真实状态和估计状态之间的方差。对角线上的元素代表每个状态和真值的方差。

### 2.4 卡尔曼滤波算法

卡尔曼滤波器利用反馈控制来实现过程估计,它先估计出某个时刻的系统状态,然后得到观测值(有噪声)的反馈。因此,卡尔曼滤波过程可分为两个部分:状态更新和测量更新。

状态更新方程能及时地由当前系统状态和噪声方差估计出下一步的系统状态(先验估计);而测量更新方程则负责反馈,将新的测量信号加入已经在状态更新方程中得到的先验估计状态,并最终得到系统状态的后验估计。状态更新方程也可以看成状态预计方程,而测量更新方程则可看作状态修正方程,卡尔曼滤波算法由式(10)、式(11)表示:

卡尔曼滤波状态更新:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}(k) = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}(k-1) + \mathbf{B}u(k) \\ \mathbf{P}(k) = \mathbf{A}\mathbf{P}(k-1)\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \end{cases} \quad (10)$$

卡尔曼滤波测量更新:

$$\begin{cases} \mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k)\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\mathbf{P}(k)\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \\ \mathbf{x}(k) = \mathbf{x}(k) + \mathbf{K}(k)[z(k) - \mathbf{H}\mathbf{x}(k)] \\ \mathbf{P}(k) = [\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{K}(k)]\mathbf{P}(k) \end{cases} \quad (11)$$

### 3 系统滤波器设计

对于具体的应用而言,卡尔曼滤波器还存在状态方程和测量方程的设计问题。必须综合考虑实际过程和运算的简单易用,使得设计的滤波器具有可行性<sup>[9]</sup>。在设计过程中,状态向量的选取,影响到整个状态方程的结构,是卡尔曼滤波器设计一个关键环节。考虑到速度和加速度存在导数关系,速度可以用来作一个状态向量,而因为导数无法给出,则不适合作为状态向量,一个可行的选择就是不直接估计的加速度真值,而估计出加速度计常值偏差  $b$ ,并以此偏差作为状态向量,则有:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{v} \\ \dot{b} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ b \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} a_i + \begin{bmatrix} w_v \\ 0 \end{bmatrix} \\ v_i = [1 \ 0] \begin{bmatrix} v \\ b \end{bmatrix} + w_v \end{cases} \quad (12)$$

式中,  $a_i$  为加速度计测量值;  $v_i$  为光电编码器测量值;  $w_a$  为加速度计测量噪声;  $w_v$  为光电编码器测量噪声。由于加速度计偏差  $b$  被看作常值,所以式中其相应的噪声项为 0。令  $\mathbf{x} = [v \ b]^T$ , 假设离散系统的采样率为  $f_s$ , 则:

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{x}(k-1) + \dot{\mathbf{x}}(k-1) \frac{1}{f_s} \quad (13)$$

将式(13)代入式(12)整理得到系统的状态方程和测量方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k) = \begin{bmatrix} 1 & -1/f_s \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}(k-1) + \begin{bmatrix} 1/f_s \\ 0 \end{bmatrix} \cdot \\ \quad a_i(k-1) + \begin{bmatrix} w_a(k)/f_s \\ 0 \end{bmatrix} \\ v_i(k) = [1 \ 0] \mathbf{x}(k) + w_v(k) \end{cases} \quad (14)$$

卡尔曼滤波器的相关矩阵为:

$$\begin{cases} \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \text{var}(w_a/f_s) & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{var}(w_a)/f_s^2 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \\ \mathbf{R} = [\text{var}(w_v)] \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $\text{var}(w_a)$  和  $\text{var}(w_v)$  分别是加速度计噪声和光电编码器噪声的方差,可以通过测量传感器稳态时数据的方差获得。在计算式中,它们各自的大小代表卡尔曼滤波器对其传感器数据的信任程度,值越小,表明信任程

度越高。

### 4 实验仿真结果

为了验证系统模型的正确性和卡尔曼滤波器的有效性,在 Matlab 中做以下仿真。将光电编码器测量值设为  $v_i = \sin(5t) + w_v$ , 其中,  $w_v$  是方差为 0.04 的白噪声,加速度计测量值设为  $a_i = 5\cos(5t) - 10 + w_a$ 。其中,  $w_a$  是方差为 1 的白噪声,传感器的数据采样率设计为 100 Hz,则有:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & -0.01 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{B} = [0.01 \ 0], \mathbf{H} = [1 \ 0], \\ \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 0.0001 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{R} = [0.04]$$

令初值  $\mathbf{x}_0 = [0 \ 0]^T$ ,  $\mathbf{P}_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ , 得到如图 1 所示的仿真曲线。图 1 中,  $v_i$  为光电编码器的测量值;  $a_i$  为加速度计的测量值;  $v_o$  为卡尔曼滤波器对  $v_i$  的滤波输出;  $b$  为卡尔曼滤波器对  $a_i$  零偏的估计结果。可见,滤波器有很好的滤波效果,对加速度计的零偏估计准确,0.5 s 之内便得到收敛结果。可见,收敛速度很快。

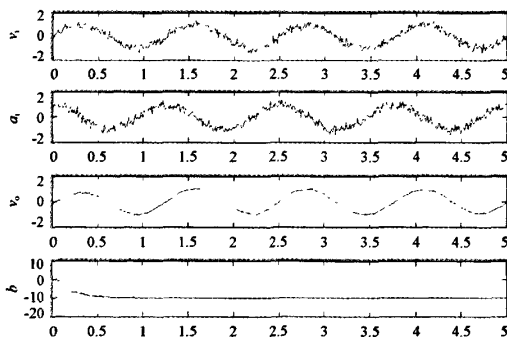


图 1 滤波结果

### 5 结语

这里给出的速度与加速度传感器数据融合方法计算量较小,在计算速度受限制的场合依然可以很好的实现,可用于嵌入式实时系统。相对比较有关方法表明,该方法滤波效果很好,使两种传感器的数据结果都得到了大大的改善,并且收敛速度较其他方法快了多倍。另外,该方法可以应用于具有导数、积分关系的传感器数据融合中,可获得良好效果。

### 参考文献

- [1] Ashraf Elnagar. Prediction of Moving Objects in Dynamic Environments Using Kalman Filters[A]. IEEE International Symposium on Computation Intelligence in Robotics and Automation, 2001: 414 - 419. (下转第 164 页)

MOSFET 管)关断时,VS 的电位被拉到功率地时自举电容才被充电。因此,同一桥臂上的下桥臂器件开通时间(上桥臂器件关断时间)应足够长,以保证自举电容的电荷被充满,当上桥臂开通时维持上桥臂有足够的时间导通。

(3) 由于功率驱动电路的上桥臂三路高压侧栅极驱动电源是通过自举电容充电来获得的,因此与 IR2130 供电电源连接的二极管,其反向耐压必须大于被驱动的功率 MOSFET 管工作的峰值母线电压。为了防止自举电容两端的放电,二极管要选用高频的快恢复二极管,功率驱动电路选用 FR104,它的最大反向恢复时间为 150 ns,最大反向耐压 400 V。

(4) 上桥臂高压侧自举电容的容量取决于被驱动的功率 MOSFET 管开关频率、导通和关断占空比以及栅极充电电流的需要。为了防止自举电容放电后造成其两端电压低于欠压保护动作的门槛电压值,使得 IR2130 关断,电容取值应较大,此功率驱动电路选择 10  $\mu\text{F}$  的电解电容。

(5) 功率驱动芯片 IR2130 内部的 6 个驱动 MOSFET 管(RFG40N10),其输出阻抗较低,导通输出电阻  $r_{\text{DS(ON)}} = 0.04 \Omega$ ,直接驱动功率 MOSFET 器件可能造成器件 MOSFET 漏-源极之间的振荡。

这样会引起射频干扰,也有可能造成器件 MOSFET 因承受过高的  $dv/dt$  而被击穿。因此在功率管的栅极与 IR2130 的输出之间串联一个阻值为 30  $\Omega$  的无感电阻。栅源极间的电阻主要提供放电回路,使自举电容的电压快速放掉。

作者简介 朱西成 男,1961 年出生,河南人,高级工程师,现为西北工业大学博士研究生。研究方向为自动化装置及检测技术。  
林 辉 男,1957 年出生,福建人,教授、博士生导师。研究方向为迭代学习控制、电力电子技术及电机控制等研究。

(上接第 161 页)

- [2] Dolye R S, Harris C J. Multi-sensor Data Fusion for Helicopter Guidance using Neuro-fuzzy Estimation Algorithms [J]. The Aeronautical Journal, 1996(6): 241-251.
- [3] 赵宇,吴丽竹. 多传感器信息融合的实现[J]. 中国科技信息, 2008(8): 42-44.
- [4] 王丽,杨全胜. 多传感器数据融合的一种方法[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(2): 80-82.
- [5] 高嵩,潘泉,肖秦琨. 多传感器自适应滤波融合算法[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(8): 1 901-1 904.
- [6] Daniel R Fuhrmann, Geoffrey San Antonio. Kalman Filter and Extended Kalman Filter Using One-Step Optimal Measurement Selection[A]. IEEE International Waveform

## 4 结 语

在此介绍的无刷直流电动机功率驱动电路是采用 IR 公司的专用驱动芯片 IR2130 组成的。由于 IR2130 驱动芯片内置了死区电路,具有过流保护和欠压保护等功能,大大降低了电路设计的复杂度,简化了整个驱动电路的设计,提高了系统的可靠性。

## 参 考 文 献

- [1] Katbab J. Brushless DC Motor Cotroller Design Based on IR2130. IEEE, 1995: 443-449.
- [2] Peter Wood. The IR2130: A Six-output, Hight Voltage MOS Gate Driver[Z]. International Rectifier Application Notes, USA, 1990.
- [3] 张琛. 直流无刷电动机原理及应用[M]. 北京:机械工业出版社, 2004.
- [4] 马瑞卿,刘卫国. 自举式 IR2110 集成驱动电路的特殊应用[J]. 电力电子技术, 2000(1): 31-33.
- [5] 于维顺. 无刷直流电动机驱动电路分析[J]. 江苏机械制造与自动化, 1998(6): 33-35.
- [6] 苏亦白,李季. 大规模集成芯片 IR2130 触发器[J]. 现代电子技术, 2007, 30(20): 7-9.
- [7] 逢海洋. IR2111 和 IR2130 在 PWM 直流伺服系统中的应用[J]. 电气传动自动化, 2001(6): 20-22.
- [8] 谢运祥. IR2130 驱动器及其在逆变器中的应用[J]. 微电机, 2001(2): 50-52.
- [9] 黄捷建,吴晓东. 永磁无刷直流电机驱动系统及其应用[J]. 微电机, 2005(5): 28-29.
- [10] 毕庆,张纯江. 高性能 6 输出 MOS 栅极驱动器 IR2130 及应用[J]. 信息技术, 2000(3): 11-13.

Diversity and Design Conference[C]. 2007: 312-315.

- [7] Mateo Aboy, OscarW Márquez, James McNames, et al. Adaptive Modeling and Spectral Estimation of Nonstationary Biomedical Signals Based on Kalman Filtering [J]. IEEE Trans. on Biomedical Engineering, 2005, 52(8): 1 485-1 489.
- [8] 高勤,李志强,都学新. 一种新型自适应卡尔曼滤波算法[J]. 现代雷达, 2001, 23(68): 29-34.
- [9] 匡羽,陈琰. 基于信息融合理论的卡尔曼滤波及仿真[J]. 微计算机信息, 2008, 24(3): 171-173.
- [10] 王志胜,刘元祥,王道波. 一种无矩阵求逆的最优滤波计算方法[J]. 计算机技术与自动化, 2004, 23(3): 27-31.

作者简介 杨承凯 男,1984 年出生,硕士研究生。研究方向为检测技术与自动化装置。

作者: 杨承凯, 曾军, 黄华, [YANG Chengkai](#), [ZENG Jun](#), [HUANG Hua](#)  
作者单位: [四川大学, 电气信息学院, 四川, 成都, 610065](#)  
刊名: [现代电子技术](#) **ISTIC**  
英文刊名: [MODERN ELECTRONICS TECHNIQUE](#)  
年, 卷(期): 2009, 32(14)

## 参考文献(10条)

1. 王志胜;刘元祥;王道波 [一种无矩阵求逆的最优滤波计算方法](#)[期刊论文]-[计算技术与自动化](#) 2004(03)
2. 匡羽;陈琰 [基于信息融合理论的卡尔曼滤波及仿真](#)[期刊论文]-[微计算机信息](#) 2008(03)
3. 高勤;李志强;都学新 [一种新型自适应卡尔曼滤波算法](#)[期刊论文]-[现代雷达](#) 2001(68)
4. Mateo Aboy;OscarW Márquez;James McNames [Adaptive Modeling and Spectral Estimation of Nonstationary Biomedical Signals Based on Kalman Filtering](#)[外文期刊] 2005(08)
5. Daniel R Fuhrmann;Geoffrey San Antonio [Kalman Filter and Extended Kalman Filter Using One-Step Optimal Measurement Selection](#) 2007
6. 高嵩;潘泉;肖秦琨 [多传感器自适应滤波融合算法](#)[期刊论文]-[电子与信息学报](#) 2008(08)
7. 王丽;杨全胜 [多传感器数据融合的一种方法](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2008(02)
8. 赵宇;吴丽竹 [多传感器信息融合的实现](#)[期刊论文]-[中国科技信息](#) 2008(08)
9. Dolye R S;Harris C J [Multi-sensor Data Fusion for Helicopter Guidance using Neuro-fuzzy Estimation Algorithms](#) 1996(06)
10. Ashraf Elnagar [Predicion of Moving Objects in Dynamic Environments Using Kalman Filters](#) 2001

本文链接: [http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_xddzjs200914050.aspx](http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_xddzjs200914050.aspx)