

文章编号:1007-2780(2016)08-0801-09

多传感器自主跟踪中的数据融合方法

单海蛟^{1,2},刘伟宁^{1*},王嘉成¹,刘培勋¹,李治根^{1,2},邓耀华³

(1.中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所,吉林 长春 130033;
2.中国科学院大学,北京 100049; 3. 广东工业大学,广东 广州 510006)

摘要:为了提高光电跟踪系统的稳定性和自主跟踪能力,对多传感器数据融合算法和数据的有效性估计进行研究,提出一种多传感器自主跟踪算法。首先按照统计学方法,实时估计各传感器数据的误差协方差。然后按照均方误差最小准则,对各路数据进行融合。将最小二乘多项式拟合法和记忆衰减因子应用到误差协方差估计中,提高了融合结果的可信度。最后,提出一种多传感器跟踪数据切换策略,自动选择有效传感器数据中置信度最高、跟踪效果最优的一路数据,从而实现自主稳定跟踪的目的。实验结果表明,使用改进后的数据融合算法比原始方法的最终传感器选择结果正确率提高 37.5%左右。在几种典型的传感器数据异常情况下,该数据融合算法和多路数据切换策略能够完成自主跟踪的目的。

关键词:多传感器;数据融合;自主跟踪;误差协方差估计

中图分类号:V557.5 TP274.2 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20163108.0801

Data fusion method in multi-sensors autonomous tracking

SHAN Hai-jiao^{1,2}, LIU Wei-ning^{1*}, WANG Jia-cheng¹, LIU Pei-xun¹, LI Zhi-gen^{1,2}, DENG Yao-hua¹

(1. Changchun Institute of Optics Fine Mechanic and Physics, Chinese Academy of Science, Changchun 130033, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: In order to improve the stability and the ability of autonomous tracking of electro-optical tracking system, multi-sensor data fusion algorithm and estimate of the availability of sensor data is researched. In this paper a multi-sensor data fusion algorithm for autonomous tracking was put forward. First, the variance was estimated according to the statistics data real timely. Secondly, the fusion of the sensor data was made based on the rule of least mean square error. Then an improved estimation formula of the variance based on least square polynomial fit and memory attenuation factor was put forward which can improve the confidence interval of the fusion result. Finally, a multi-sensor switch-over strategy was put forward which can choose the sensor data that has the highest confidence interval and optimal tracking result from the valid ones autonomously. By this way we can achieve the aim of autonomous and stable tracking. Experiments results prove that the accuracy of sensor choice

收稿日期:2016-04-01;修订日期:2016-05-19.

基金项目:国家自然科学基金(No.61401425);广东省中科院全面战略合作专项资金竞争性分配资助项目(No. 2013B091500046)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No.61401425)and Comprehensive Strategic Cooperation Fund of Guangdong Province and Chinese Academy of Sciences(No.2013B091500046)

* 通信联系人, E-mail:liuweing2003@126.com

using the improved formula was improved 37.5% than the previous algorithm. This algorithm of data fusion and choice strategy can realize autonomous track in several typical scene of sensor-invalid.

Key words: multi-sensor; data fusion; autonomous tracking; error variance estimating

1 引言

可见光传感器空间分辨率高、对光照质量要求高。红外传感器可穿透烟雾,不受光照条件限制,但图像对比度较低。在目标跟踪系统中,充分利用不同光学传感器数据之间的互补性,可提高系统对环境的适应能力,增强系统的抗干扰性,获得单一传感器无法企及的效果。多传感器数据融合算法一直以来都是各界学者的研究热点,滤波算法和融合准则是两个重点研究方向。目前已有的多传感器数据融合算法大多以提高目标状态估计精度为目的。状态估计算法中以经典的卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)^[1]方法为基础,针对非线性系统提出的扩展卡尔曼滤波(Extend Kalman Filter, EKF)^[2-3],不敏卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)^[4],以及粒子滤波(Particle Filter, PF)^[5-6]等算法都得到了广泛的应用。针对 Kalman 滤波增益计算量大的情况,提出了计算量较小的 α - β 滤波和 α - β - γ 滤波方法。常用的数据融合估计准则有最小方差估计、最小二乘估计、极大后验估计、贝叶斯估计以及极大似然估计等。其中后三者与条件概率密度有关,在数据不满足特定分布时计算相对困难^[7]。最小二乘估计算法计算过程相对简单但估计精度不高。最小方差估计是使融合结果均方误差最小(least mean square error, LMSE)意义下的估计,是所有估计准则中的最优估计。

在实际跟踪过程中,环境、系统噪声、人为干扰等因素可能导致当前选择的传感器数据出现较大波动,甚至跟踪出错。此时需要人为选择一路跟踪效果好的传感器数据进行跟踪。本文旨在省去人工操作,使设备自动实现自主稳定跟踪。首先采用最小二乘多项式拟合(Least Square Polynomial Fit, LSPF)法与引入记忆衰减因子相结合的误差协方差估计算法,应用 LMSE 准则融合多源传感器数据。之后采用多路数据切换策略,判断各路传感器跟踪数据的有效性,完成失效数据至有效数据的自主切换,从而提高跟踪的稳定

性。实验结果表明,在多种传感器数据失效场景下,能够得到可靠的数据融合结果和准确的传感器数据选择结果。

2 算法分析

2.1 光电经纬仪脱靶量数据融合原理

光电经纬仪是靶场试验中进行外弹道数据测量的常用设备,集多种传感器为一体的光电经纬仪跟踪系统可提供丰富的数据来源,是多传感器自主融合系统的硬件保证。何友在文献[8]中已经证明,多传感器数据融合的局部节点选择 2~4 个为宜,因此本文选取 4 个光学传感器数据进行数据融合,包括两个可见光传感器和两个红外传感器。可见光传感器为一个大视场相机和一个长焦相机,红外传感器为一个中波红外相机和一个长波红外相机。按此方法选择传感器类型可充分利用不同精度、不同频段传感器的优点,取长补短。四套成像系统在不同波段对目标进行跟踪,可实时给出四路脱靶量数据^[9]。由于不同光学传感器的像元尺寸、焦距等参数不同,装载在同一经纬仪上跟踪同一目标获取的脱靶量的意义也各不相同,因此进行数据融合处理前需对各传感器的脱靶量数据进行归一化处理。根据镜头焦距 f 和像元尺寸 m 等信息,可以得到脱靶量与对应角度之间转换的量纲 μ_x 、 μ_y 。由量纲和脱靶量 ΔX 、 ΔY 可以得到对应的方位角和俯仰角 ΔA 、 ΔE :

$$\begin{cases} \Delta A = \mu_x \cdot \Delta X \\ \Delta E = \mu_y \cdot \Delta Y \end{cases} \quad (1)$$

将脱靶量的角度信息与经纬仪编码器的高低角和方位角 A_e 、 E_e 合成,可获得目标相对跟踪设备的方位角和高低角信息 A 、 E 。

$$\begin{cases} A = A_e + \Delta A / \cos(E_e) \\ E = E_e + \Delta E \end{cases} \quad (2)$$

将不同来源传感器的脱靶量统一为同一标准下的数据后,即可进行后续融合处理。因此多路光学传感器跟踪数据的数据融合问题,可近似为二维平面下的数据融合问题进行研究。

2.2 多传感器数据融合算法分析

由于 LMSE 估计准则是所有估计准则中的最优估计,因此选取 LMSE 估计准则作为多传感器数据融合准则,基于 LMSE 的多路数据融合算法为

$$X_f(k) = \sum_{i=1}^n [X_i(k)W_i(k)] , \quad (3)$$

其中: $X_f(k)$ 为最终融合结果, $X_i(k)$ 、 $W_i(k)$ 分别为第 i 个传感器在第 k 时刻的状态向量和对应权值。 $W_i(k)$ 由各传感器的误差协方差 $\hat{\sigma}_i^2$ 大小决定,协方差越大者,对应的权值越小。其计算方法如下:

$$W_i(k) = \frac{1/\hat{\sigma}_i^2(k)}{\sum_{i=1}^n 1/\hat{\sigma}_i^2(k)} , \quad (4)$$

通常,各传感器数据的误差协方差不能精确获得,导致该融合结果不够准确。在某传感器数据发生错误时,上式的融合结果将失效。因此 Li Shu-qing 在文献[11]提出一种利用历史数据的统计量来估计误差协方差,实时在线更新融合结果,提高融合系统容错性的方法。

首先,根据误差协方差的定义推导出了各路数据当前时刻的误差协方差的迭代计算公式。之后采用上述 LMSE 融合算法进行数据融合,得出融合结果。在误差协方差迭代公式中,用上时刻融合结果作为当前时刻数据均值的估计值。假设各传感器数据之间的互协方差可以忽略。第 i 个传感器跟踪数据误差协方差估计值的迭代形式为

$$\hat{\sigma}_i^{*2}(k) = \frac{k-2}{k-1} \hat{\sigma}_i^{*2}(k-1) + \frac{1}{k-1} \cdot (X_i(k) - X_f(k-1))^2 , \quad (5)$$

其中: $\hat{\sigma}_i^{*2}(k-1)$ 、 $X_f(k-1)$ 分别为前时刻第 i 个传感器的误差协方差估计值和数据融合结果。由于

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{k-2}{k-1} = 1, \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{1}{k-1} = 0 ,$$

这意味着随着时间的累积,新数据所占比重越来越小^[11],历史数据对误差协方差的估计结果起了决定作用,此时若某传感器数据发生异常,其权值不会按理想情况迅速减小,融合结果的可信度也难以保证。因此文献[11]通过引入记忆衰减因子 α 来提高新数据所占权重。对应误差协方差估计公式为:

$$\hat{\sigma}_i^{*2}(k) = \alpha \cdot \hat{\sigma}_i^{*2}(k-1) + (1-\alpha) \cdot (X_i(k) - X_f(k-1))^2 . \quad (6)$$

误差协方差估计公式(5)、(6)均用前时刻的数据融合结果作为当前时刻融合结果的近似值。在实际跟踪过程中,目标一般以一定的物理规律运动,因此上述近似方法可能导致误差协方差估计的不准确,从而影响融合结果的可信度。因此,本文利用跟踪目标的运动规律,预测当前时刻数据的均值,提高协方差估计的准确性。将式(5)、(6)中的 $X_f(k-1)$ 修改为 $\hat{X}(k)$,得到改进后的协方差估计式为:

$$\hat{\sigma}_i^{*2}(k) = \frac{k-2}{k-1} \hat{\sigma}_i^{*2}(k-1) + \frac{1}{k-1} \cdot (X_i(k) - \hat{X}(k))^2 , \quad (7)$$

$$\hat{\sigma}_i^{*2}(k) = \alpha \cdot \hat{\sigma}_i^{*2}(k-1) + (1-\alpha) (X_i(k) - \hat{X}(k))^2 . \quad (8)$$

式(7)、(8)中 $\hat{X}(k)$ 的计算有两种方法。第一种方法利用 Kalman 滤波原理,由状态转移矩阵 Φ 和前时刻的状态向量 $X(k-1)$ 预测当前时刻状态,即

$$\hat{X}(k) = X(k/k-1) = \Phi \cdot X(k-1) . \quad (9)$$

第二种方法,采用 LSPF 算法利用多个时刻的历史融合数据估计当前时刻的融合结果。跟踪过程中,对前 N 个时刻融合结果两个方向上的测量值分别用 LSPF 方法进行多项式拟合。即对 N 组离散观测点 $\{i, X(k-N+i)\}$, ($i=1,2...N$), 寻找多项式函数 $F(i,C)$, 使函数值与因变量 X 的误差平方和 $\|\delta\|^2$ 最小。其中

$$\|\delta\|^2 = \sum_{i=1}^N \delta_i^2 =$$

$$\sum_{i=1}^N [F(i,C) - X(k-N+i)]^2 . \quad (10)$$

各拟合曲线上第 $N+1$ 个函数值 $F(N+1,C)$ 为第 k 时刻融合结果的预测值 $\hat{X}(k)$ 。

第一种方法只利用了前时刻的数据,融合结果易受噪声影响和失效数据影响,准确性相对较低。在跟踪空中目标时,可能有其它飞行物进入视场内,被系统误以为跟踪目标。干扰物的飞行轨迹与目标有所差别,天空中云等背景也有可能对跟踪结果造成影响。因此通过历史轨迹预测下一时刻目标位置,可以检测出当前跟踪数据是

否来源于真实目标,防止跟踪错误目标的情况发生。实验结果表明,与 Kalman 滤波一步预测法相比,LSPF 方法充分地参考了目标的历史运动轨迹,抗干扰性更强。

本文采用第二种方法进行误差协方差估计。在跟踪初始阶段采样点数小于 N 时无法进行多项式拟合时,选取第一种方法即 Kalman 滤波一步预测法,估计误差协方差。多传感器数据融合流程图如图 1 所示。

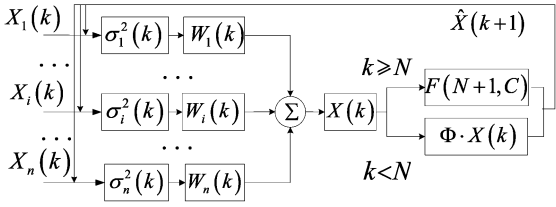


图 1 多传感器数据融合算法

Fig.1 Multi-sensor data fusion algorithm

2.3 多传感器数据切换算法分析

本节主要讨论实际工程中常见的多传感器数据切换问题。在使用集成多传感器的光电经纬仪跟踪飞行目标时,需选取多个传感器的跟踪数据中置信度较高、跟踪效果最优的一路数据。当此传感器出现数据不稳定或者出现异常时,需切换至其它有效的传感器数据进行跟踪。为保证实时传送数据的最优性,当原传感器的数据异常消失且跟踪结果的置信度足够高时,有必要再切换回原传感器进行跟踪。通常这一操作都是人为干预的。本文制定一种多路传感器数据自主切换策略。使跟踪系统自动判断当前传感器数据是否满足要求,在当前传感器数据波动较大或者失效时,自动从其它有效传感器数据中选取性能最优的一路数据,从而完成传感器数据的自动切换,保证跟踪的稳定性。切换算法描述如下。

假设共有 n 个传感器参与跟踪,各传感器按目标类型、跟踪环境需要、跟踪结果的置信度、性能等因素进行排序,依次为 1 到 n 。在第 k 时刻,若某一路数据与预测均值的误差较大,其误差协方差将增大,相应的权值将减小。因此,切换条件可描述如下:若当前传感器数据方位角和俯仰角两个方向上的权值 $W_{ix}(k)$ 、 $W_{iy}(k)$ 均小于某一阈值 w_0 ,即

$$W_{ix}(k) < w_0 \cap W_{iy}(k) < w_0 \quad , \quad (11)$$

则选取下一传感器数据进行跟踪。

如果当前传感器数据只出现有限个异常点,需对此异常点进行修正,保证跟踪的稳定性,否则会造成频繁的切换动作。因此本算法加入了野值剔除的部分。若连续几帧数据都满足上述切换条件,即

$$W_{ix}(k) < w_0 \cap W_{iy}(k) < w_0 \cap W_{ix}(k-1) < w_0 \cap W_{iy}(k-1) < w_0 \cap \dots \quad , \quad (12)$$

则进行切换动作。若只满足式(11),则用此传感器前 N 个时刻数据的 LSPF 估计值 $\hat{X}_i(k)$ 代替实际测量值 $X_i(k)$ 重新计算误差协方差 $\hat{\sigma}_i'^2(k)$ 和权值 $W_i'(k)$ 参与融合。融合结果为:

$$\hat{X}(k) = \sum_{\substack{s=1 \\ s \neq i}}^n [X_s(k)W_s(k)] + \hat{X}_i(k)W_i'(k) \quad . \quad (13)$$

存储原始权值 $W_{ix}(k)$ 、 $W_{iy}(k)$ 参与后续判断。

跟踪初始阶段传感器脱靶量的不稳定性可能导致频繁的切换,因此定义阈值 k_0 ,在 k_0 时刻前始终选择初始传感器进行跟踪。

以上述方法对各传感器数据依次判断。现判断两个时刻数据点的有效性,算法流程如图 2 所示。使用图 2 所示的传感器数据切换算法,可以保证整个跟踪过程中都使用置信度较高效果较好的一路数据。从而达到稳定自主跟踪的目的。

3 实验结果及分析

在实际跟踪场景中有以下 3 种典型的传感器数据故障。

(A) 丢失正确目标,传感器数据突变为 0。

当前传感器在 T_1 时刻丢失目标,导致此时无脱靶量数据,将此时的各方向的角度值设为 0。

(B) 丢失正确目标,数据变无规律分布。

当前传感器在 T_1 时刻丢失目标,受背景图像影响,该传感器脱靶量变为随机分布的点。

(C) 丢失正确目标,传感器数据偏离原始轨迹。

跟踪飞行目标过程中,受到敌方或者其它物体的干扰,使当前所用传感器误认为干扰物为所跟踪的目标,从而使传感器数据从 T_1 时刻开始轨迹产生较大偏差。

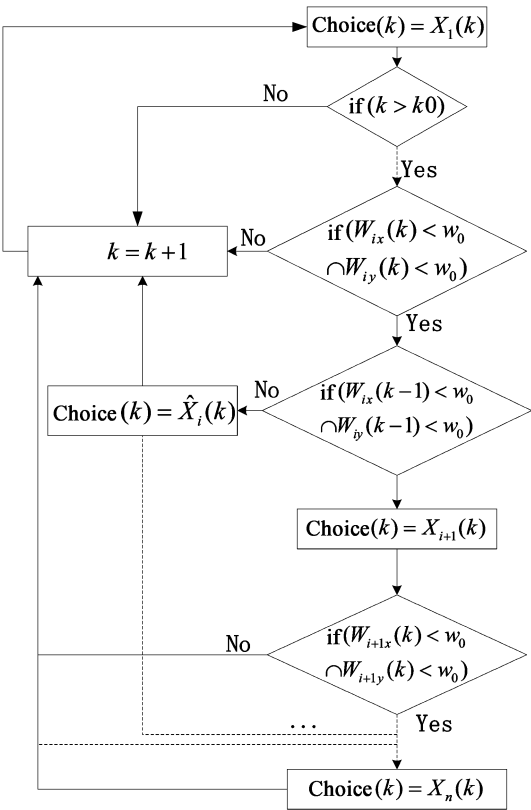
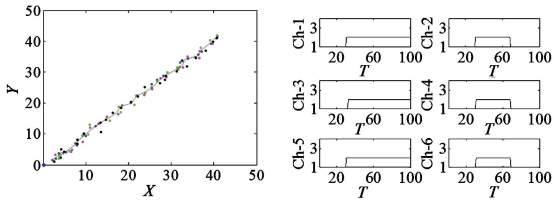


图 2 多传感器数据切换算法
Fig.2 Multi-sensor data switchover algorithm

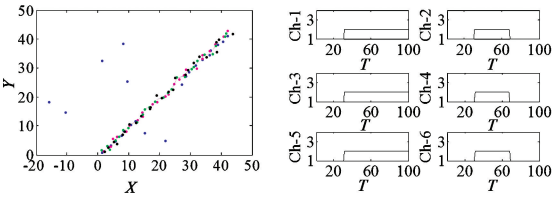
用 Matlab 对第 2 节中的算法在以上 3 种传感器数据故障下进行仿真。假设目标在 0~20 s 做匀加速运动,20~100 s 做匀速运动。以下仿真图中, z_i ($i=1,2,3,4$) 为各传感器在理想轨迹上加入噪声后的测量值。曲线(1)、(2)分别为使用公式(5)、(6)估计 $\hat{\sigma}_i^{*2}(k)$ 的融合结果;曲线(3)、(4)为通过 Kalman 一步预测法估计 $\hat{\sigma}_i^{*2}(k)$ 的融合结果,其中(4)在(3)的基础上引入了记忆衰减因子 α ;曲线(5)、(6)为通过 LSPF 法估计 $\hat{\sigma}_i^{*2}(k)$ 的融合结果,其中(6)在(5)的基础上引入了记忆衰减因子 α 。参数取值为 $w_0=0.8$; $\alpha=0.9$ 。

假设所选 4 个传感器都可获得正确目标的脱靶量数据,当前所选的 1 号传感器在 $T_1=30$ s 时丢失目标,在 $T_2=60$ s 时又重新捕获目标,得到正确目标的跟踪数据。在 3 种典型传感器数据无效情况下的仿真结果如图 3 所示。图 3 的子图(a)、(b)、(c)分别对应上述 A、B、C 三种传感器数据故障。各子图中,左图为融合结果的位置表示,

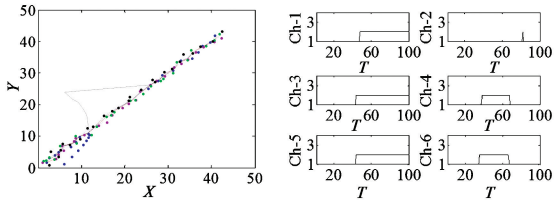
右图为有效传感器数据的判决结果。Ch-i 与第(i)个融合结果曲线对应。



(a) 数据变为 0
(a) Data become 0



(b) 数据变为无规律分布的散点
(b) Data become randomly distribution



(c) 数据偏离目标实际轨迹
(c) Data deviate from the actual trajectory

图 3 四个传感器中一个传感器数据失效后恢复
Fig.3 One sensor data recover from failure in four sensors

实际环境中会出现两个传感器均已无法获得正确目标的跟踪数据的情况,比如光照度较弱可能导致可见光传感器检测不到目标。若此时第三个传感器跟踪数据出现异常,由于可对比的数据较少,错误数据对融合结果的影响程度增大。对应仿真结果如图 4 所示。

综合图 3、4 可以看到,目标消失时的数据变化比较容易捕捉,融合结果准确度较高。在出现干扰目标时,情况相对复杂,融合结果的准确度降低。对比几种情况下传感器选择结果仿真图的左右两列可以发现,在丢失正确目标的传感器又重

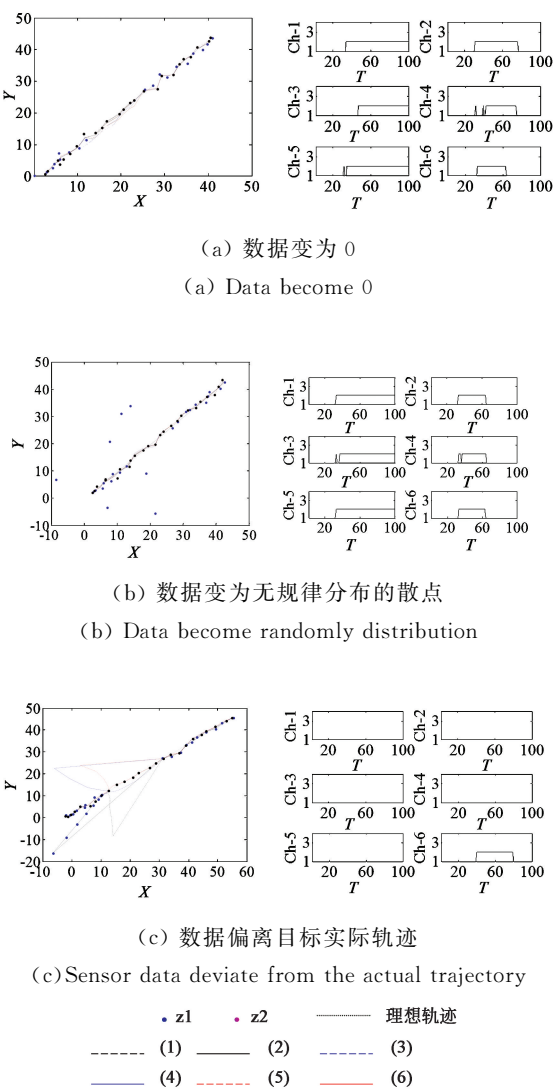


图 4 两个传感器中一个传感器数据失效后恢复
Fig.4 One sensor data recover from failure in two sensors

衰减因子提高新测量数据的权重,抗干扰性最佳,是一种有效的多传感器数据融合算法。

在 4 个传感器均正常工作时,目标被云雾遮挡可能导致两个可见光传感器均出现数据异常,目标热量消失时可能导致两个红外传感器的跟踪数据出现异常,对应故障 A、B。假设规定两个可见光传感器优先级最高,目标在 $T_1=30$ s 时被云雾遮挡,可见光传感器 1、2 丢失目标,在 $T_2=60$ s 时两个可见光传感器重新捕获目标,对此情景进行模拟,对应的仿真结果如图 5 所示。

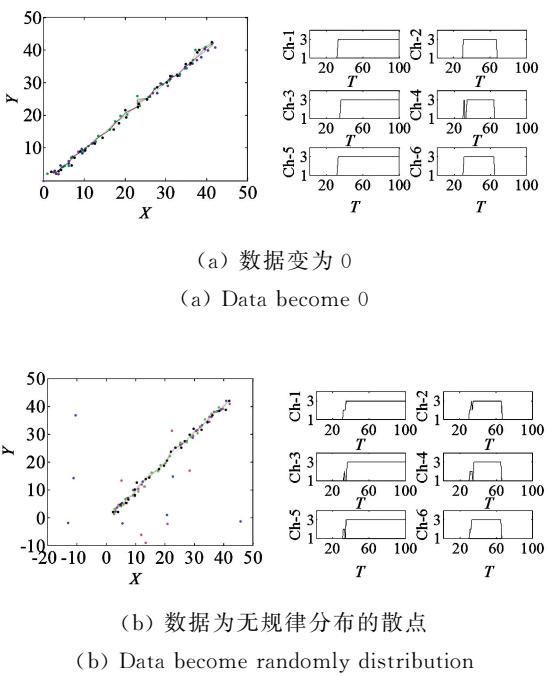


图 5 四个传感器中两个传感器数据失效后恢复
Fig.5 Two sensor data recover from failure in four sensors

新捕捉目标时,只有引入记忆衰减因子后的选择算法才可得到正确的判决结果。切换的及时性与新测量数据影响因子的增大密不可分。而且,引入记忆衰减因子后的切换动作相对较快且较准确。在几种跟踪数据异常中,使用公式(1)、(2)及使用 Kalman 滤波方法预测下一刻数据估计误差协方差的算法均可能失效。尤其是 3 个传感器数据均无效时,图 3、4 可以证明,融合结果可能出现较大误差,有效数据选择结果也会发生严重的错误。而本文所提出的将 LSPF 与记忆衰减因子 α 相结合的方法,在几种情况下均能得到较理想的融合效果和准确的传感器切换结果。此算法使用曲线拟合方法充分利用历史数据的同时引入记忆

由图 5 的仿真结果可以看出,在两个传感器数据出现异常时,融合结果的轨迹仍能保持与正确传感器数据一致,且能够及时切换至 3 号传感器。这表明当目标被云雾遮挡导致两个可见光传感器视场内丢失目标时,仍能通过红外传感器捕捉到的热图像,准确跟踪目标。

假设在 $T_0=22$ 时,传感器 1 脱靶量数据只有一个异常点,从 $T_1=60$ s 开始又出现了长时间的数据故障,理想情况下, T_0 时刻不应受到异常点的干扰,继续维持原跟踪轨迹。图 6 为有无去野值过程的仿真结果和传感器切换结果对比图。Ch6-1 为无野值剔除过程的传感器切换结果,Ch6-2 为加入野值剔除过程的传感器切换结果。

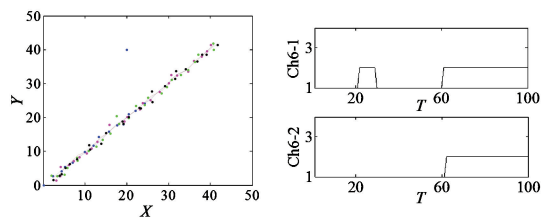


图 6 去野值后融合结果和判决结果

Fig.6 Fusion result and choice with eliminate outliers

从图 6 可以看出加入去野值处理之后,系统在 T_0 时刻出现单点异常时仍能维持原状态,进一步增强了系统的稳定性。

仿真图 1~5 分别给出了几种传感器数据失效场景下使用前一时刻融合数据、Kalman 滤波一步预测法及 LSPF 算法进行误差协方差估计的最终融合结果和传感器数据选择结果。以上述仿真结果为基础,计算引入记忆衰减因子后 3 种误差协方差估计算法的数据融合结果正确率和传感器数据切换正确率,如表 1 所示。

表 1 传感器数据融合及切换结果正确率			
Tab.1 Accuracy of sensor data fusion and choice			
误差协方差 估计算法	上一时刻数 据替代法	Kalman 预测法	LSPF 预测法
融合结果 正确率	75%	87.5%	100%
切换结果 正确率	62.5%	37.5%	100%

从表 1 可以看出,使用改进后的数据融合算法和本文所提的传感器数据切换算法,所得数据融合结果和切换结果的正确率均可达到 100%。融合结果的正确率比文献[11]中的上一时刻数据替代法和 Kalman 预测法分别提高 25% 和 12.5%。切换结果正确率比上一时刻数据替代法和 Kalman 预测法分别提高 37.5% 和 62.5%。Kalman 预测法的融合结果正确率虽然比原方法有所提高但是会造成传感器切换正确率的下降。虽然在当前传感器发生数据异常后重新捕获正确目标时的切换动作会延后,但是由于数据处理的帧频足够高,实际响应时间在可接受范围内,并不影响跟踪效果。同时算法在传感器数据切换算法

中加入了前期稳定处理和后期的野值剔除处理,避免了不必要的切换过程,具有一定的鲁棒性。

基于以上仿真结果,将本文的数据融合算法和多路数据选择策略在实际工程项目中实现。采用 Microsoft Visual Studio 2010 编译环境,选择配置为 Inter(R) Core(TM) i3-2120 CPU 3.30 Hz,内存为 2.00G 的 PC 机进行数据处理。

根据每次任务和跟踪目标的不同,选择各传感器的优先顺序。本次实验环境下,选择顺序依次为中波红外相机、长波红外相机、可见光大视场相机、可见光长焦相机。图 7、图 8 展示了其中一次实验结果。图 7 右侧显示了四路传感器数据归一化后的脱靶量、编码器值、转换后的实际空间角度以及采用本文算法得出的选择结果的实时数据。左侧显示了实时的数据曲线和选择结果。从数据分布可以看出,中波红外相机的数据波动性较大,但融合结果始终可以保持较稳定的状态。在运行一段时间后可自动选择次优的长波红外相机的数据进行跟踪。

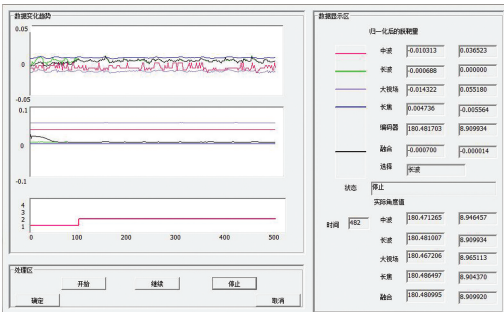


图 7 数据融合处理系统

Fig.7 Data fusion system

图 8 为图像综合处理系统,左侧分别为中波红外、长波红外、长焦和大视场相机的实时传送图像,中间部分展示了根据本文数据切换策略选择的跟踪数据对应的实时图像。



图 8 图像综合处理系统

Fig.8 Image processing system

4 结 论

针对实际跟踪环境中的目标自主稳定跟踪问题,研究了基于统计误差协方差的多波段光学传感器数据融合算法。首先在以有误差协方差估计算法的基础上做了改进,然后对各传感器数据做最小均方误差意义下的数据融合。最后研究了光电经纬仪跟踪过程中可能出现的传感器数据失效情况,提出了当前传感器数据失效及恢复时的多

路数据切换策略。对比了使用前一时刻融合数据代替法、Kalman 滤波一步预测法、LSPF 法以及是否引入记忆衰减因子的数据融合结果及传感器切换结果。实验结果表明,与文献[11]中的数据融合算法相比,使用 LSPF 算法和记忆衰减因子相结合的方法所得融合结果正确率提高了 25%,切换结果正确率提高了 37.5%。在几种典型的跟踪故障情况下,可以达到自主稳定跟踪的目的。最后将本文算法用在实际项目中,给出了最终的选择结果,证明了算法的实用性。

参 考 文 献:

- [1] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems [J]. *Journal of Basic Engineering*, 1960, 82(1): 35-45.
- [2] SORENSON H W. *Kalman Filtering: Theory and Application* [M]. New York: IEEE Press, 1985.
- [3] UHLMANN J K. Algorithm for multiple target tracking [J]. *American Science*, 1992, 80(2): 128-141.
- [4] JULIER S, UHLMANN J, DURRANT-WHYTE H F. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, 45(3): 477-482.
- [5] ARULAMPALAM S, MASKELL S, GORDON N, *et al.* A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174-188.
- [6] DJURIC P M, KOTECHE J H, ZHANG J Q, *et al.* Particle filtering [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, 20(5): 19-38.
- [7] 高青.多传感器数据融合算法研究[D].西安:西安电子科技大学,2008:14-15.
GAO Q. Study of multisensor data fusion algorithms [D]. Xi'an: Xi'an University of Electronic Technology, 2008: 14-15. (in Chinese)
- [8] 何友,陆大铨,彭应宁,等.带反馈信息的分布多传感器航迹融合算法[J].电子科学学刊,2000,22(5):705.
HE Y, LU D J, PENG Y N, *et al.* Distributed multi-sensor track fusion algorithm with feedback information [J]. *J. Electronis*, 2000, 22(5): 705. (in Chinese)
- [9] 程国英,张淑梅,蔡盛,等.实时特征级数据融合系统在光电经纬仪上的应用[J].光学精密工程,2008,16(11): 2151-2157.
CHENG G Y, ZHANG S M, CAI S, *et al.* Application of real-time feature level multi-sensor data fusion system to photoelectric theodolite [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2008, 16(11): 2151-2157. (in Chinese)
- [10] 苏秀琴,郝伟,李哲.一种基于光电经纬仪的数据预测跟踪技术[J].光子学报,2008,37(7):1464-1467.
SU X Q, HAO W, LI Z. A tracking technique based on data forecast of photoelectric theodolite [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, 37(7): 1464-1467. (in Chinese)
- [11] LI S Q, ZHANG S X. A congeneric multi-sensor data fusion algorithm and its fault-tolerance [C]. *Proceedings of the 2010 International Conference on Computer Application and System Modeling (ICCASM 2010)*, Taiyuan: IEEE, 2010: 339-340.
- [12] ZHAO J, HU S Q. A new adaptive weighted fusion algorithm for multi-sensor tracking [C]. *Proceedings of the 2002 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Beijing: IEEE, 2002: 285-287.
- [13] 石章松,刘忠,王航宇,等.目标跟踪与数据融合理论及方法[M].北京:国防工业出版社,2010:54-57.
SHI S Z, LIU Z, WANG H Y, *et al.* *Method and Theory of Target Tracking and Data Fusion* [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010: 54-57. (in Chinese)
- [14] 杜超,刘伟宁,刘恋.一种基于卡尔曼滤波及粒子滤波的目标跟踪算法[J].液晶与显示,2011,26(3):384-389.
DU C, LIU W N, LIU L. Target tracking algorithm based on Kalman filter and particle filter [J]. *Chinese Jour-*

nal of Liquid Crystals and Displays, 2011, 26(3): 384-389. (in Chinese)

[15] 张品,董为浩,高大冬.一种优化的贝叶斯估计多传感器数据融合方法[J].传感技术学报,2014,27(5):643-648.
ZHANG P, DONG W H, GAO D D. AN optimal method of data fusion for multi-sensors based on Bayesian estimation [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2014, 27(5): 643-648. (in Chinese)

[16] 龙辉平,习胜丰,侯新华.实验数据的最小二乘拟合算法与分析[J].计算技术与自动化,2008,27(3):20-23.
LONG H P, XI S F, HOU X H. The algorithm and analysis from experiment data by means of minimum double multiplication [J]. *Computing Technology and Automation*, 2008, 27(3): 20-23. (in Chinese)

[17] 王威立,郭劲,曹立华,等.基于神经网络极限学习机数据融合的共轴跟踪[J].光学精密工程,2013,21(3):751-758.
WANG W L, GUO J, CAO L H, *et al.* On-axis tracking based on ELM data fusion [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, 21(3): 751-758. (in Chinese)

[18] 陈大庆,韩九强,于志坚.融合距离信息的红外自适应相关跟踪[J].光学精密工程,2010,18(8):1862-1868.
CHEN D Q, HAN J Q, YU Z J. Infrared adaptive correlation tracking of fusing distance information [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2010, 18(8): 1862-1868. (in Chinese)

作者简介:单海蛟(1990—),女,河北张家口人,硕士研究生,2014 年于东北大学获得学士学位,现为中国科学院长春光学精密机械与物理研究所硕士研究生,主要从事数字图像处理,目标跟踪,数据融合方面的研究。E-mail: shanhaijiao_go@163.com