

双目视觉-激光测距传感器目标跟踪系统

王琪龙 李建勇 沈海阔

北京交通大学机械与电子控制工程学院, 北京 100044

摘要 针对视觉传感器在目标跟踪定位过程中,沿光轴方向量测精度较低的问题,提出了使用一维点激光测距传感器进行修正的方法。同时,为了充分发挥双目视觉传感器和激光测距传感器在目标跟踪方面的优势,利用信息融合技术来提高信息的利用率和测量的精度。在系统量测过程中,由于激光测距传感器受到二维转台机械性能影响,导致测距值成为时滞信息,提出了时滞信息直接更新算法将常时滞信息的估计值作为当前时刻量的量测值带入后续算法中,从而解决时滞问题;随后利用联邦卡尔曼滤波算法解决了双目视觉传感器和激光测距传感器之间的估计相关问题。仿真结果表明,经过直接更新算法后时滞信息的实时性得到提高,实验同时验证了该算法的有效性,提高了目标跟踪系统的量测精度,改善了双目视觉传感器及激光测距传感器本身带来的精度和实时性方面的不足。

关键词 测量; 目标跟踪; 信息融合; 双目视觉; 激光测距传感器

中图分类号 TP274; TH741 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201636.0912002

Target Tracking System of Binocular Vision and Laser Range Sensor

Wang Qilong Li Jianyong Shen Haikuo

School of Mechanical, Electronic and Control Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China

Abstract Aiming at improving the low accuracy of the binocular vision sensor along the optical axis in target tracking, the correcting method by one-dimensional laser range sensor is proposed. Meanwhile, in order to take full advantage of the binocular vision sensor and the laser range sensor in target tracking, the information fusion is used to improve the measurement accuracy and data utilization. In the process of measurement, the frequency of the laser range sensor is affected by the mechanical property of two-dimensional turntable, which causes the data of laser range sensor time-delay. Utilizing the direct updated algorithm to estimate the one-step prediction data and make it into real-time data in follow-up algorithm. Then using federated Kalman filter to solve the dependence of the multi-sensor data. Simulation results show that the real-time performance of the time-delay information is enhanced by the direct updated algorithm. Meanwhile, experimental results show that the final information fusion algorithm improves the accuracy of target tracking and improves the sensor shortages of the accuracy and timing.

Key words measurement; target tracking; information fusion; binocular vision; laser range sensor

OCIS codes 120.0280; 280.3400; 200.4560; 150.5670

1 引 言

视觉测量具有高精度、非接触等优点,有着广阔的应用领域,根据测量过程中使用到的摄像机的不同,一般可以分为单目测量方法和多目测量方法^[1-5]。然而,由于摄像机自身性能的限制,在视觉测量中,沿视觉相机光轴方向上的目标位移的测量精度一般远低于沿垂直于光轴方向上的位移测量精度^[4]。为了提高系统的测量精度,可以利用增加多个同类或异类传感器量测的方法提高沿摄像机光轴方向上的位移测量精度。文

收稿日期: 2016-03-30; **收到修改稿日期:** 2016-04-15

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项(2014JBZ016)

作者简介: 王琪龙(1988—),男,博士研究生,主要从事机电控制及自动化、数据处理和信息融合等方面的研究。

E-mail: 13116329@bjtu.edu.cn

导师简介: 李建勇(1962—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事机电控制及自动化和数据处理等方面的研究。

E-mail: jyli@bjtu.edu.cn

献[4]提出了一种基于单目摄像机和激光测距传感器的位姿测量系统,有效地提高了系统在沿摄像机光轴方向的测量精度,但是其测量的是静止目标,当目标开始运动并超出单目摄像机的视场时,无法继续对目标进行跟踪。文献[5]提出了基于双目视觉和激光测距的及时定位系统,但其使用的二维扫描式激光测距传感器无法满足运动目标的精确定位要求。

本文提出使用一维点激光测距传感器对双目视觉沿光轴方向的距离值进行修正,配合双目视觉传感器最终确定目标的空间位置的方法。但在实际测量过程中,由于激光测距传感器受到其所在的机械结构转动精度和速度的影响,测量误差增大且测量数据产生时滞现象,信息无法得到充分的利用,因此本文使用多传感器信息融合技术来增加信息的利用率,提高目标跟踪测量精度和实时性。

多传感器信息融合,出现于1970年末,随后被广泛应用于目标跟踪和图像及信号处理等问题中,已有的多传感器融合目标跟踪算法^[6-8]大多假设各传感器的噪声与估计是互不相关的,但在实际应用中,由于各传感器的量测依赖于共同的被估计量、各传感器在共同的干扰环境中进行测量、坐标转换等因素,各传感器的量测噪声与估计之间是相关的,因此研究估计相关下的多传感器融合目标跟踪算法具有更加实际的意义。

而对于观测系统的时滞滤波问题,国内研究较少,然而国外对此类问题的研究较为系统^[9-12],其所用解决方法多为系统增广、多项式、求偏微分方程和线性矩阵不等式等。但目前的研究也多集中于单时滞观测问题的研究,在复杂环境下的常时滞观测问题研究成果较少,文献[13]和文献[14]提出的重组信息序列算法是目前应用较为广泛的方法之一,文献[14]对比了该方法与增广状态空间模型的运算量,证明单步时滞状态下,其运算量是相同的。本文研究中,在估计相关下又存在观测常时滞,如果按照常规的增广矩阵算法进行,运算量较大,实时性将降低。针对这一问题,本文提出了基于一歩预测的时滞信息直接更新算法,利用该算法将其转化为实时信息,之后结合联邦卡尔曼滤波算法,形成了基于本文系统的复杂背景下的信息融合算法,经实验验证该算法能够有效地提高系统测量的精度和实时性。

2 系统构建

本文研究的目标跟踪定位系统由两个传感器子系统构成:双目视觉传感器和激光测距传感器。系统中各传感器和目标位置空间几何关系如图1所示。

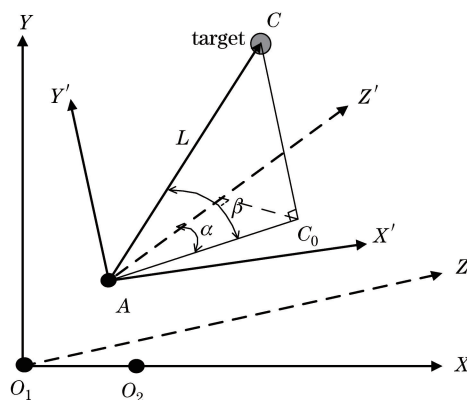


图1 系统空间几何关系图

Fig. 1 Diagram of system space geometry relation

O_1 、 O_2 为双目视觉传感器的两个相机, A 点为激光出射点,激光测距传感器安装在一个二维转台内, C 点为目标点,以此建立两个坐标系: O_1XYZ 坐标系和 $AX'Y'Z'$ 坐标系。

O_1XYZ 坐标系:将其中一台相机 O_1 作为坐标原点,连接另一台相机 O_2 的延伸为 X 轴正向,垂直与 O_1O_2 方向向上为 Y 轴正向,采用右手定则可以确定延相机 O_1 镜头方向为 Z 轴正向。激光测距传感器 A 位于空间中,在 O_1XYZ 坐标系中坐标为 (x_c, y_c, z_c) 。

$AX'Y'Z'$ 坐标系:该坐标系以 A 点作为坐标原点, X 轴、 Y 轴、 Z 轴采用相机的坐标系方向。 C 点在 $AX'Y'Z'$ 坐标系内坐标为 (x'_c, y'_c, z'_c) , A 点在 O_1XYZ 坐标系内坐标为 (x_A, y_A, z_A) , C 点在 $X'AY'$ 面上投影为 C_0 。 AC_0 与 Y' 轴夹角为 α , AC 与 $AX'Y'Z'$ 夹角为 β 。

目标的空间位置获取方法步骤如下:

1) 把 O_1XYZ 坐标系作为基准坐标系, 由于双目视觉传感器获取到的目标坐标信息为 O_1XYZ 坐标系内的坐标, 所以需要把其转换到 $AX'Y'Z'$ 坐标系内, 得出转台需转动的俯仰角和偏航角。基本的转换公式为

$$\begin{aligned} [x'_c, y'_c, z'_c] &= [x_c, y_c, z_c] \times \mathbf{R}(x, m) \times \mathbf{R}(y, n) \times \mathbf{R}(z, k) + [x_A, y_A, z_A] = \\ & [x_c, y_c, z_c] \times \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos m & -\sin m \\ 0 & \sin m & \cos m \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \cos n & 0 & \sin n \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin n & 0 & \cos n \end{bmatrix} \times \\ & \begin{bmatrix} \cos k & -\sin k & 0 \\ \sin k & \cos k & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} + [x_A, y_A, z_A] = [x_{cr}, y_{cr}, z_{cr}] + [x_A, y_A, z_A], \end{aligned} \quad (1)$$

式中 $\mathbf{R}(x, m)$ 表示绕 X 轴的旋转矩阵, m 表示旋转的角度, 其他轴同理, $[x_{cr}, y_{cr}, z_{cr}]$ 表示 $AX'Y'Z'$ 坐标系旋转不平移对应的目标点坐标。

由几何向量相关知识可知偏航角 α 和俯仰角 β 分别为

$$\alpha = \arctan\left(\frac{x'_c}{z'_c}\right) = \arctan\left(\frac{x_{cr} + x_A}{z_{cr} + z_A}\right), \quad (2)$$

$$\beta = \arctan\left(\frac{|y'_c|}{\sqrt{x'^2_c + z'^2_c}}\right) = \arctan\left[\frac{|y_{cr} + y_A|}{\sqrt{(x_{cr} + x_A)^2 + (z_{cr} + z_A)^2}}\right]. \quad (3)$$

2) 根据偏航角 α 和俯仰角 β 可以调整二维转台, 使激光射向目标点 C , 得到 A 、 C 之间的距离 l , 利用 l 对沿光轴方向的 Z 坐标进行修正。

在 $AX'Y'Z'$ 坐标系中: C 点在 Z 轴方向的坐标为

$$z'_c = l \times \cos \alpha \times \cos \beta. \quad (4)$$

C 点经过 O_1XYZ 坐标系转换到 $AX'Y'Z'$ 坐标系中的 Z 坐标为

$$z'_c = z_{cr} + z_A = z_c \times \mathbf{R}(x, m) \times \mathbf{R}(y, n) \times \mathbf{R}(z, k) + z_A. \quad (5)$$

由此可解出经过激光测距传感器修正之后 C 点在 O_1XYZ 坐标系内的 Z 坐标值为

$$z_c = (l \times \cos \alpha \times \cos \beta) / [\mathbf{R}(x, m) \times \mathbf{R}(y, n) \times \mathbf{R}(z, k)]. \quad (6)$$

由于双目视觉传感器在垂直光轴方向的精度很高, 所以 X 、 Y 方向的坐标沿用其测量值。

对 z_c 进行误差分析, 通过误差传递公式, 可得其误差为

$$\Delta z_c = \frac{\cos \alpha \cos \beta |\Delta l| + l \sin \alpha \cos \beta |\Delta \alpha| + l \cos \alpha \sin \beta |\Delta \beta|}{\mathbf{R}(x, m) \times \mathbf{R}(y, n) \times \mathbf{R}(z, k)}, \quad (7)$$

式中 Δl 为激光测距传感器测量误差, $\Delta \alpha$ 为偏航角误差, $\Delta \beta$ 为俯仰角误差。实际情况下, 双目视觉传感器和激光测距传感器之间的位置标定误差很小, 误差主要集中于上述三个误差内。激光测距传感器测量误差由激光本身性能决定, 而角度误差中又包含双目视觉测量误差导致的计算误差和二维转台的转动误差, 所以由激光测距传感器获取到的目标空间位置误差受到双目视觉的测量值误差的影响。

3 问题描述

根据上述目标 z_c 的计算过程, 整个系统的测试信息流如图 2 所示。其中, A 为视觉量测时序; B 为量测到达融合中心时序; C 为激光传感器量测时序。

如图 2 所示, 在 t_{k-1} 时刻由双目视觉传感器获取到量测值 z_{k-1}^i , 随后将该量测值进行坐标转换, 传输到二维转台控制器, 转台转动到相应角度, 激光测距传感器量测获取到量测值 z_{k-1}^i 再传输到融合中心 B , 当前时刻为 t_d , 目标移动到新的位置, 由于双目视觉传感器的测量频率较高, 在当前时刻有新的量测信息 z_d^i 到来, 激光测距传感器信息产生滞后。

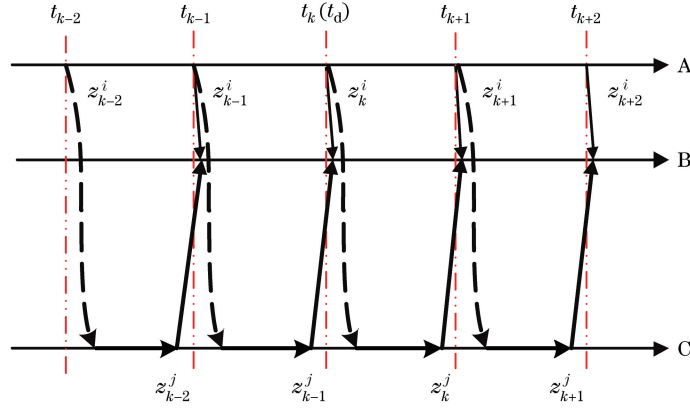


图 2 系统量测信息传递示意图

Fig. 2 Measurement message passing of the system

在上述信息流中,由于二维转台机械转动的频率较低,导致整个系统测试的实时性很差,通过系统的构建和目标空间位置的获取过程可以看出,双目视觉传感器和激光测距传感器的量测信息是相关的,且激光信息具有时滞性,整个系统信息的利用率很低。为了增加测试的实时性,提高测试效率和信息的利用率,在目标跟踪定位系统中使用了多传感器信息融合技术。

所研究的多传感器系统有别于普通的多传感器系统,其估计相关且具有观测常时滞。由于该系统的复杂性,为便于开展研究,将这个复杂问题分开,进行独立解决然后综合分析可行性,以提高多传感器的利用率,最终提高目标跟踪的精度。

考虑带有多个传感器的观测时滞系统:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k,k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{G}_{k-1} \mathbf{w}_{k,k-1}, \quad (8)$$

$$\mathbf{z}_k^i = \mathbf{H}_k^i \mathbf{x}_{k-d_i} + \mathbf{v}_k^i, \quad (9)$$

式中 $1 \leq d_1 \leq d_2 \leq \dots \leq d_N \leq d_i (i=1, 2, \dots, N)$, d_i 表示第 i 个局部传感器的观测时滞, $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 为 t_k 时刻目标的状态向量, $\mathbf{F}_{k,k-1} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为从时刻 t_{k-1} 时刻到 t_k 时刻的状态转移矩阵, $\mathbf{G}_{k-1} \in \mathbf{R}^{n \times h}$ 为噪声控制转移矩阵, $\mathbf{z}_k^i \in \mathbf{R}^{m \times 1}$ 为第 i 个传感器 t_k 时刻的量测向量, $\mathbf{H}_k^i \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 第 i 个传感器 t_k 时刻的量测矩阵, $\mathbf{w}_{k,k-1} \in \mathbf{R}^{h \times 1}$ 为从 t_{k-1} 时刻到 t_k 时刻的过程噪声向量, L 为传感器个数, $\mathbf{v}_k^i \in \mathbf{R}^{m \times 1}$ 为第 i 个传感器 t_k 时刻的观测噪声向量。

实时传感器系统中,在 $t=t_k$ 时刻,

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{k|k} = E^* [\mathbf{x}_k | Z^k] \\ P_{k|k} = \text{cov}[\mathbf{x}_k | Z^k] \end{cases}, \quad (10)$$

式中 Z^k 为第 L 个传感器在时刻 t_k 累积的量测集合 $Z^k = \{\mathbf{z}_i^l\}_{i=1}^k$ 。

将系统代入(8)式和(9)式中,假设激光测距传感器的滞后时间为 $t_d (t_{k-1} < t_d \leq t_k)$ 。图 2 中虚线表示实时双目视觉传感器传输到激光测距传感器的时间,其传输时间相对于机械转动、量测和数据处理的时间可以忽略,所以 $t_d = t_k$ 。

在当前的 t_k 时刻的融合中心,存在实时传感器(双目视觉传感器)的实时量测值 \mathbf{z}_k^i 和时滞传感器(激光测距传感器)的时滞量测值 \mathbf{z}_{k-1}^j ,则需要使用较早的量测值 \mathbf{z}_d^j 来更新估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$,即计算

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{k|k,d} = E^* [\mathbf{x}_k | Z^k, \mathbf{z}_d] \\ P_{k|k,d} = \text{cov}[\mathbf{x}_k | Z^k, \mathbf{z}_d] \end{cases}. \quad (11)$$

同时,将存在时滞的激光测距传感器系统在 t_k 时刻的估计值 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k,d}$ 认为是其与实时传感器系统在 t_k 时刻并列的测量值 \mathbf{z}_k^i ,则在 t_k 时刻的所有传感器系统量测值为 $\{\mathbf{z}_k^1, \mathbf{z}_k^2, \dots, \mathbf{z}_k^N\}$,其中有 \mathbf{z}_k^i 和 \mathbf{z}_k^j 的估计是相关的,首要解决的是其相关性的问题,同时完成在融合中心对目标运动状态 \mathbf{x}_k 的最优融合估计,得到当前时刻目标的空间位置。

4 信息融合算法

4.1 量测常时滞处理

基于随机线性定常离散系统,迭代状态方程(8)式,可以得到,

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}^{d_i} \mathbf{x}_{k+1-d_i} + \sum_{j=1}^{d_i} \mathbf{F}^{j-1} \mathbf{G} \mathbf{w}_{k+1-j} \circ \quad (12)$$

整理得,

$$\mathbf{x}_{k-d_i} = \mathbf{F}^{-d_i} \mathbf{x}_k - \sum_{j=1}^{d_i} \mathbf{F}^{j-1-d_i} \mathbf{G} \mathbf{w}_{k-j} \circ \quad (13)$$

将(13)式代入观测方程(9)式中,

$$\mathbf{z}_k^i = \mathbf{H}^i \mathbf{F}^{-d_i} \mathbf{x}_k - \sum_{j=1}^{d_i} \mathbf{H}^i \mathbf{F}^{j-1-d_i} \mathbf{G} \mathbf{w}_{k-j} + \mathbf{v}_k^i, \quad (14)$$

令 $\bar{\mathbf{H}}^i = \mathbf{H}^i \mathbf{F}^{-d_i}$, $\boldsymbol{\eta}_k^i = \mathbf{v}_k^i - \sum_{j=1}^{d_i} \mathbf{H}^i \mathbf{F}^{j-1-d_i} \mathbf{G} \mathbf{w}_{k-j} = \mathbf{v}_k^i - \sum_{j=1}^{d_i} \mathbf{H} \bar{\mathbf{H}}^i \mathbf{F}^{j-1} \mathbf{G} \mathbf{w}_{k-j}$, 则系统观测方程转化为

$$\mathbf{z}_k^i = \mathbf{H} \bar{\mathbf{H}}^i \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\eta}_k^i \circ \quad (15)$$

结合(8)式,时滞子传感器系统有如下最优卡尔曼滤波器和一步预报器,那么

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^i = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i + \mathbf{K}_{k+1}^i \boldsymbol{\varepsilon}_{k+1}^i, \quad (16)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i = \mathbf{F} \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^i, \quad (17)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}_{k+1}^i = \mathbf{z}_{k+1}^i - \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k}^i = \mathbf{z}_{k+1}^i - \mathbf{H} \bar{\mathbf{H}}^i \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i, \quad (18)$$

$$\mathbf{K}_{k+1}^i = [\mathbf{P}_{k+1|k}^i (\mathbf{H} \bar{\mathbf{H}}^i)^T - \sum_{j=1}^{d_i} \mathbf{F}^{j-1} \mathbf{G} \mathbf{Q} \mathbf{G}^T (\mathbf{F}^{j-1})^T (\mathbf{H} \bar{\mathbf{H}}^i)^T] \mathbf{P}_\varepsilon^i, \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_\varepsilon^i = \mathbf{H} \bar{\mathbf{H}}^i \mathbf{P}_{k+1|k}^i (\mathbf{H} \bar{\mathbf{H}}^i)^T + \mathbf{R}^i - \sum_{j=1}^{d_i} \mathbf{H} \bar{\mathbf{H}}^i \mathbf{F}^{j-1} \mathbf{G} \mathbf{Q} \mathbf{G}^T (\mathbf{F}^{j-1})^T (\mathbf{H} \bar{\mathbf{H}}^i)^T, \quad (20)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k}^i = \mathbf{F} \mathbf{P}_{k|k}^i \mathbf{F}^T + \mathbf{G} \mathbf{Q} \mathbf{G}^T, \quad (21)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1}^i = \mathbf{P}_{k+1|k}^i - \mathbf{K}_{k+1}^i \mathbf{P}_\varepsilon^i (\mathbf{K}_{k+1}^i)^T, \quad (22)$$

式中 $\boldsymbol{\varepsilon}_{k+1}^i$ 为信息, $\mathbf{P}_\varepsilon^i = E[\boldsymbol{\varepsilon}_{k+1}^i (\boldsymbol{\varepsilon}_{k+1}^i)^T]$ 为信息方差, \mathbf{K}_{k+1}^i 为滤波增益, $\mathbf{P}_{k+1|k+1}^i$ 为滤波误差方差阵, $\mathbf{P}_{k+1|k}^i$ 为一步预测误差方差阵。

4.2 估计相关处理

在众多的分散化滤波中,联邦滤波可以有效地解决多传感器估计相关的问题。所以本文采用联邦卡尔曼滤波对各子传感器估计进行去相关处理。当前系统模型已经转换为一般性的离散状态空间模型。联邦滤波的计算过程包括信息分配、时间更新、量测更新和估计融合四个过程。

1) 信息分配,主滤波器中不进行测量,只进行时间更新,所以将系统的过程信息按照信息分配原则在各子滤波器和主滤波器之间分配。

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{k-1}^i = \beta_i^{-1} \mathbf{P}_{k-1} \\ \mathbf{Q}_{k-1}^i = \beta_i^{-1} \mathbf{Q}_{k-1}, \\ \mathbf{x}_{k-1}^i = \mathbf{X}_{k-1} \end{cases} \quad (23)$$

式中根据信息守恒定律, $\sum_{i=0}^n \beta_i = 1$ 。

2) 时间更新,将系统状态与估计误差协方差按系统转移矩阵进行转移,在子滤波器和主滤波器中独立进行。

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^i &= \mathbf{F}_{k|k-1}^i \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^i, \\ \mathbf{P}_{k|k-1}^i &= \mathbf{F}_{k|k-1}^i \mathbf{P}_{k-1}^i (\mathbf{F}_{k|k-1}^i)^T + \mathbf{G}_{k-1}^i \mathbf{Q}_{k-1}^i (\mathbf{G}_{k-1}^i)^T. \end{aligned} \quad (24)$$

3) 量测更新,更具新的量测信息对系统状态及估计误差协方差进行更新,因为主滤波器没有量测量,所以量测更新只在子滤波器中进行。

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_k^i &= \mathbf{P}_{k|k-1}^i (\mathbf{H}_k^i)^T (\mathbf{R}_k^i)^{-1}, \\ \hat{\mathbf{x}}_k^i &= \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^i + \mathbf{K}_k^i (\mathbf{z}_k^i - \mathbf{H}_k^i \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^i), \end{aligned}$$

$$(\mathbf{P}_k^i)^{-1} = (\mathbf{P}_{k|k-1}^i)^{-1} + (\mathbf{H}_k^i)^T (\mathbf{R}_k^i)^{-1} \mathbf{H}_k^i. \quad (25)$$

4) 估计融合,这是联邦滤波的核心,将各个子滤波器的局部估计进行最优融合。

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_g &= \mathbf{P}_g \sum (\mathbf{P}_k^i)^{-1} \hat{\mathbf{x}}_k^i, \\ \mathbf{P}_g &= \left[\sum (\mathbf{P}_k^i)^{-1} \right]^{-1}, \end{aligned} \quad (26)$$

式中信息分配是联邦滤波的一项关键问题,是与其他分散化滤波方法相区别的重要特征,在联邦滤波器中,信息分配系数决定了最终融合结果的精确性^[15]。

根据估计误差协方差的定义:

$$\mathbf{P}_i = E[(\mathbf{X}_i - \hat{\mathbf{X}}_g)(\mathbf{X}_i - \hat{\mathbf{X}}_g)^T], \quad (27)$$

可知, \mathbf{P} 描述了对 \mathbf{X} 的估计精度, \mathbf{P} 越小, \mathbf{X} 的估计精度越高。

考虑到在下一步滤波中使用全局最优解重置滤波值和误差方差矩阵,下面讨论信息分配系数对全局估计的影响:

将(26)式代入到(23)式中,得到:

$$\mathbf{P}_{k+1}^i = \beta_i^{-1} \mathbf{P}_g. \quad (28)$$

将(26)、(28)式代入到(24)式中,得到

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i = \mathbf{F}_{k+1|k}^i \hat{\mathbf{x}}_{g,k} = \mathbf{F}_{k+1|k}^i \mathbf{P}_g \sum (\beta_i^{-1} \mathbf{P}_k^i)^{-1} \hat{\mathbf{x}}_k^i, \quad (29)$$

式中 $\hat{\mathbf{x}}_k^i = \mathbf{F}_{k|k-1}^i \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^i + \mathbf{K}_k^i (\mathbf{z}_k^i - \mathbf{H}_k^i \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^i)$ 。

\mathbf{P} 和 \mathbf{Q} 在一般情况下的维数相同,得:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k+1|k}^i &= \mathbf{F}_{k+1|k}^i \mathbf{P}_k^i (\mathbf{F}_{k+1|k}^i)^T + \mathbf{G}_k^i \mathbf{Q}_k^i (\mathbf{G}_k^i)^T = \mathbf{F}_{k+1|k}^i \beta_i^{-1} \mathbf{P}_{g,k} (\mathbf{F}_{k+1|k}^i)^T + \mathbf{G}_k^i \beta_i^{-1} \mathbf{Q}_{g,k} (\mathbf{G}_k^i)^T = \\ &= \beta_i^{-1} [\mathbf{F}_{k+1|k}^i \mathbf{P}_{g,k} (\mathbf{F}_{k+1|k}^i)^T + \mathbf{G}_k^i \mathbf{Q}_{g,k} (\mathbf{G}_k^i)^T] = \beta_i^{-1} \mathbf{P}'_{k+1|k}, \end{aligned} \quad (30)$$

式中 $\mathbf{P}'_{k+1|k} \triangleq \mathbf{F}_{k+1|k}^i \mathbf{P}_{g,k} (\mathbf{F}_{k+1|k}^i)^T + \mathbf{G}_k^i \mathbf{Q}_{g,k} (\mathbf{G}_k^i)^T$ 。

将(30)式两边取逆,即为局部滤波器与全局滤波器的一步预测状态信息阵。

$$(\mathbf{P}_{k+1|k}^i)^{-1} = \beta_i (\mathbf{P}'_{k+1|k})^{-1}, \quad (31)$$

将(31)式两边再取迹,可以得到,

$$\beta_i = \frac{\text{tr}[(\mathbf{P}_{k+1|k}^i)^{-1}]}{\text{tr}[(\mathbf{P}'_{k+1|k})^{-1}]}, \quad (32)$$

式中 β_i 与估计误差协方差成反比,估计协方差越大,估计质量越差,子滤波精度越低,信息分配系数越小。

5 系统实验与分析

图 3 为双目视觉-激光测距传感器目标跟踪系统实物图。双目视觉传感器和二维转台固定在支架上,激光测距传感器安装在二维转台内部。

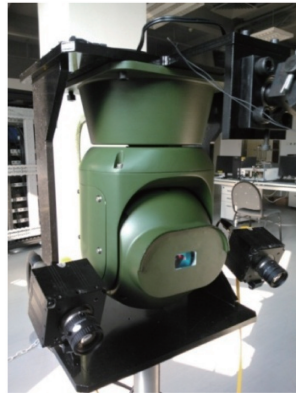


图 3 量测系统实物图

Fig. 3 Picture of the measurement system

目标固定在滑动平台上,在空间内直线运动,只研究目标在沿光轴(Z 轴)方向的运动,实验结果中的量测值也都只表示 Z 轴方向的量测值。

通过对激光测距传感器的误差分析,将系统各参数带入误差传递函数中,其中激光测距传感器测量误差为 ± 1.5 mm,二维转台转动误差为 $\pm 0.02^\circ$,双目视觉 X 轴和 Y 轴方向测量误差为 ± 3 mm, Z 轴方向测量误差为 ± 40 mm,经过多次计算后,获得激光测距传感器最终的测量误差平均值为 ± 22.3 mm,证明激光测距传感器提高了双目视觉在沿光轴方向的测量精度。

图4为对激光测距传感器的量测值进行直接预测后的结果,将滞后信息的估计值当作实时信息进行后续运算。由 $t(25)$ 到 $t(40)$ 时刻的仿真结果可以看出,滞后信息经过直接更新算法后滞后现象有所改善,估计值受噪声影响产生误差,但变化趋势与原数据基本一致。同时,观察整条曲线,开始阶段的目标位置变化缓慢,随着时间的推移,曲线斜率逐渐变大,从 $t(38)$ 开始斜率基本保持不变。这是由于目标所在的滑动平台在开始时刻有加速度的存在,达到指定速度后目标进入匀速运动阶段,斜率就不再发生变化。由于目标移动时间较长,后续减速阶段的曲线未画出。

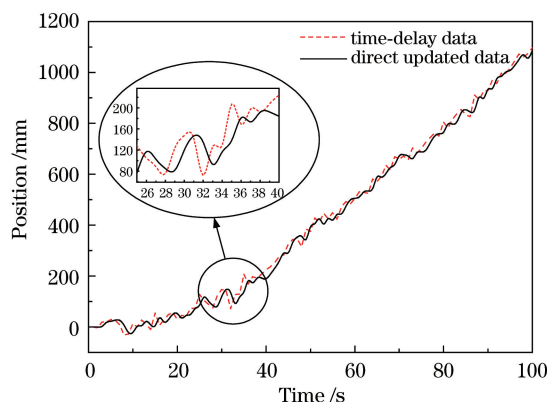


图4 滞后数据的直接预测

Fig. 4 Direct update of time-delay data

随后对基于联邦卡尔曼滤波的信息融合算法进行了实验验证,图5为单个传感器的量测结果与融合结果的对比图。从图5中可以明显看出,与误差较大的双目视觉传感器对比,融合结果的曲线更加平缓,精度明显有所提高;而与激光测距传感器的量测值相比,融合结果表现不能直观看出。于是将各值与标定的目标真实值通过均方误差(MSE)进行对比,如图6所示,MSE结果表明融合后的目标位置精度较单个传感器都有提高,融合后的结果误差最小,激光测距传感器量测值次之,双目视觉传感器的测量值误差最大。

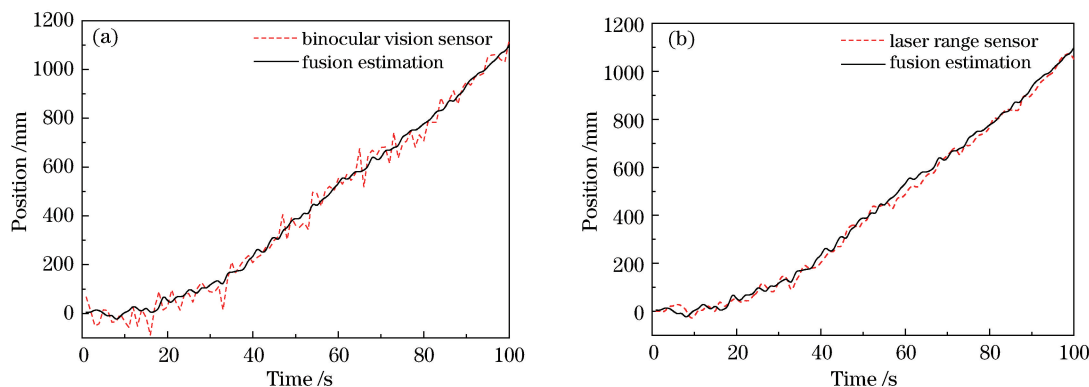


图5 两个传感器分别与信息融合跟踪定位结果对比。(a) 双目视觉传感器;(b) 激光测距传感器

Fig. 5 Tracking results of two sensors and fusion estimation. (a) Binocular vision sensor; (b) laser range sensor

图7为双目视觉传感器信息分配系数的变化曲线图,在测量的开始阶段, β 由0.5开始迅速变化,在经过约15 s后,信息分配系数趋于稳定且其值为0.37。由于双目视觉传感器沿光轴方向的误差较大,所以其信息分配系数较小,反之激光测距传感器的信息分配系数较大,与文中推导结论一致。

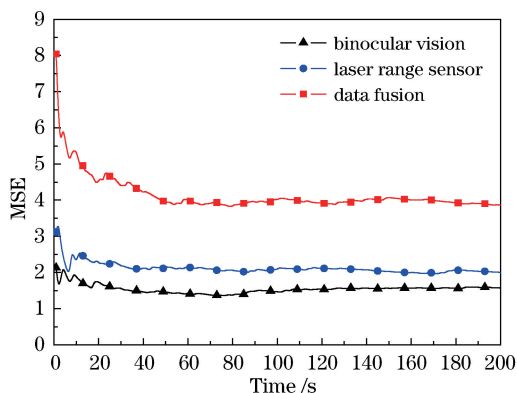


图 6 单个传感器和融合后的均方误差

Fig. 6 MSE of single sensor and fusion results

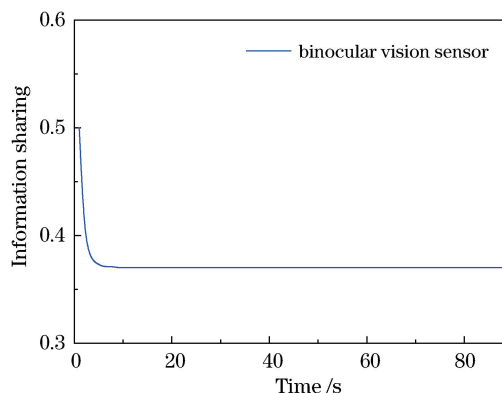


图 7 双目视觉传感器分配系数

Fig. 7 Distribution coefficient of binocular vision sensor

6 结 论

通过理论计算和实验验证,本文方法对双目视觉沿光轴方向的精度有所提高。在系统结构方面提出了使用一维点激光测距传感器配合双目视觉传感器对其测量值进行修正。在量测过程中发现,多传感器系统受限于本身及二维转台的性能,为了提高多传感器量测系统信息的利用率和实时性,研究了基于多传感器目标跟踪系统在估计相关情况下存在观测常时滞问题的信息融合算法,提出了将复杂的多传感器环境进行分离,先将常时滞信息进行一步预测后的估计值当作当前时刻的实时信息的算法用来解决时滞问题,再通过联邦卡尔曼滤波对估计相关的问题进行了处理,最终完成适用于本系统的多传感器信息融合算法。

该研究虽然为实际环境下实验系统的研究提供了基础,但是当前实验环境较为简单,测量距离较近,实验部分参数和误差处在可控状态;当距离增大时,视觉误差加大,激光光斑变大导致激光测距传感器误差加大,整体误差是否可控尚未研究。其次滞后信息直接更新算法的误差本文没有研究,同时对具有与联邦滤波等效的算法没有进行对比实验,研究尚有许多不足和待改进之处。

参 考 文 献

- 1 Zhu Jigui, Li Yanjun, Ye Shenghua, *et al.* Study on single camera simulating stereo vision measurement technology[J]. *Acta Optica Sinica*, 2005, 25(7): 943-948.
 郝继贵, 李艳军, 叶声华, 等. 单摄像机虚拟立体视觉测量技术研究[J]. *光学学报*, 2005, 25(7): 943-948.
- 2 Jia Songmin, Wang Ke, Li Xiuzhi, *et al.* Monocular camera three dimensional reconstruction based on variation model [J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(4): 0415002.
 贾松敏, 王 可, 李秀智, 等. 基于变分模型的单目视觉三维重建方法[J]. *光学学报*, 2014, 34(4): 0415002.
- 3 Zhao Zhenqing, Ye Dong, Chen Gang, *et al.* Binocular vision method of measuring pose based on perpendicular lines[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(10): 1015003.
 赵振庆, 叶 东, 陈 刚, 等. 垂直直线特征的双目视觉位姿测量方法[J]. *光学学报*, 2014, 34(10): 1015003.
- 4 Chao Zhichao, Fu Sihua, Jiang Guangwen, *et al.* Mono camera and laser rangefinding sensor position-pose measurement system[J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(3): 0312001.
 晁志超, 伏思华, 姜广文, 等. 单目摄像机-激光测距传感器位姿测量系统[J]. *光学学报*, 2011, 31(3): 0312001.
- 5 Du Zhaojun, Wu Huaiyu. Research of mobile robot slam based on laser range finder and binocular vision data fusion[J]. *Computer Measurement & Control*, 2013, 21(1): 180-183.
 杜钊君, 吴怀宇. 基于激光测距与双目视觉信息融合的移动机器人 SLAM 研究[J]. *计算机测量与控制*, 2013, 21(1): 180-183.
- 6 Gan Q, Harris C J. Comparison of two measurement fusion methods for Kalman-filter-based multisensor data fusion[J]. *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, 2001, 37(1): 273-279.
- 7 Xu S, Lam J, Yang C. Quadratic stability and stabilization of uncertain linear discrete-time systems with state delay[J]. *Systems & Control Letters*, 2001, 43(2): 77-84.
- 8 Li Yong, Su Xianyu, Wu Qingyang. Calibration and data merging of two-camera phase measuring profilometry system

- [J]. Acta Optica Sinica, 2006, 26(4): 551-556.
- 李 勇, 苏显渝, 吴庆阳. 双摄像机相位测量轮廓术系统标定与数据融合[J]. 光学学报, 2006, 26(4): 551-556.
- 9 Xu Yong, Jia Tao. Position and attitude measurement method based on unmanned aerial vehicle image feature fusion[J]. Laser & Optoelectronics Progress. 2015, 52(3): 031203.
- 许 勇, 贾 涛. 基于图像特征融合的无人机位姿测量方法[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(3): 031203.
- 10 Guan X P, Chen C L. Delay-dependent guaranteed cost control for TS fuzzy systems with time delays[J]. Fuzzy Systems, IEEE Transactions on, 2004, 12(2): 236-249.
- 11 Goodwin G C, Sin K S. Adaptive filtering prediction and control[M]. [s.l.]: Courier Corporation, 2014.
- 12 Bolzern P, Colaneri P, Nicolao G D. On discrete-time H^∞ fixed-lag smoothing[J]. Signal Processing, IEEE Transactions on, 2004, 52(1): 132-141.
- 13 Zhang Zhigang, Zhang Chenghui, Cui Peng, *et al.* Optimal white noise estimators for linear systems with delayed measurements[J]. Journal of Shandong University (Natural Science), 2009, 44(6): 63-68.
- 张志钢, 张承慧, 崔 鹏, 等. 有观测时滞线性系统的白噪声最优估计[J]. 山东大学学报(理学版), 2009, 44(6): 63-68.
- 14 Lu Xiao, Wang Wei. Time-delay system with Kalman filter[J]. Science in China: Ser. E, 2006, 36(4): 437-448.
- 卢 晓, 王 伟. 时滞线性系统 Kalman 滤波[J]. 中国科学: E 辑, 2006, 36(4): 437-448.
- 15 Gu Qitai, Wang Song. Optimized federated filter[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2003, 43(11): 1460-1463.
- 顾启泰, 王 颂. 联邦滤波器的最优性[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2003, 43(11): 1460-1463.