

基于UKF的双飞行机器人三维动目标合作定位与跟踪方法

何玉庆¹, 陈盛福², 谷丰¹, 韩建达¹, 董慧颖²

1. 中国科学院 沈阳自动化研究所, 机器人学国家重点实验室 沈阳 110016

E-mail: heyuqing@sia.cn

2. 沈阳理工大学, 信息科学与工程学院, 沈阳, 110159

摘要: 对动态目标的定位与跟踪是移动机器人的主要应用背景之一, 但由于载重能力、造价等因素, 单机器人所携带的传感装置往往难以实现高精度的动目标观测。本文研究了利用两个移动机器人对运动目标实施高精度协作三维定位与跟踪的问题。文章以两个装配单目视觉系统的飞行机器人系统, 以双目立体视觉原理为基础, 提出了所谓动态立体视觉的高精度动目标三维定位算法; 同时, 为了改善观测精度与持续观测能力, 利用UKF算法的信息融合能力及动态估计能力, 设计了飞行机器人对动态目标的运动状态估计算法; 接着, 利用编队控制算法结合动态观测结果实现了飞行机器人对动态目标的持续跟踪; 最后, 为了检验所研究方法的可行性和有效性, 在室内多旋翼飞行机器人实验平台上进行了实验研究。

关键词: 多机器人协作, 合作观测, 无色卡尔曼滤波, 编队控制

UKF based Moving Target Localizing and Tracking Method In 3D Environments

HE Yuqing¹, CHEN Shengfu², GU Feng¹, HAN Jianda¹, DONG Huiying²

1. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang, Liaoning, 110016

E-mail: heyuqing@sia.cn

2. Shenyang Ligong University, School of Information Science and Engineering, Shenyang, Liaoning, 110159

Abstract: Simultaneously localizing and tracking of moving target is one of the most important applications of mobile robot system. However, single robot often presents great limitation when facing such tasks because the equipped sensors are often with low precision considering factors of loading ability and cost. Thus, in this paper, cooperative strategy of multiple robot systems is researched to handle this problem. Firstly, 3D localizing algorithm of two robot systems using vision sensors is proposed based on the basic theory of stereo vision, which is then modeled as a nonlinear estimation problem and solved by using UKF algorithm. Subsequently, formation control algorithm is introduced to make multiple robots track to the moving target. Finally, experiments are conducted and the results are analyzed with respect to an indoor multiple-flying-robot platform to verify the feasibility and validity of the proposed algorithms.

Key Words: Multiple Robot Systems, Cooperative Localization, Unscented Kalman Filter, Formation Control

1 引言

当前移动机器人系统的自主性和智能性在很多情况下难以满足实际的需求, 尤其当需要面临高度复杂的环境以及对任务效率与精度要求较高时, 该问题往往更加突出, 而通过多机器人之间的有机协作提高其作业效率和能力被人认为是解决此类问题的一个有效途径, 因此也逐渐成为机器人学领域的一个研究热点和重点。

移动机器人的一个主要应用背景是对动态目标的持续观测(定位)与跟踪, 其在灾难救援、灾后信息采集、扫雷、空地机器人协作^{[1]-[3]}等多种场合具有广阔的应用前景。而要实现对动目标的持续跟踪与定位, 需要解决三方面的问题: 一方面, 要能对三维环境中动目标的运动进行有效观测, 即三维观测手段; 此外, 要能

对含有各种噪声与误差的观测结果进行有效的滤波与估计, 从而得到持续地、精确地三维观测信息; 再有, 机器人要能对动目标持续的跟踪, 以保证能够得到持续的观测信息。

目前可用的三维观测手段主要包括: 超声波、雷达、红外线、视觉等^[4-6]。超声波测距原理简单、制作方便、成本低, 但其传输速度受天气影响较大, 并且受能量衰减的影响而不适用于大面积远距离的测量; 雷达测距频率高、测量时间短、量程大、计算结果误差小, 但容易受到外界电磁波的干扰; 红外线测距具有较强的隐蔽性, 夜间也可以正常工作, 但是精度低、距离近、方向性差。相比于这几种测距方式, 视觉观测噪声低、动态范围大、光计量准确、算法柔性大、适应能力强, 另外视觉本身拥有信息丰富的特性, 能够获取其他方式无法感知的重要信号, 因此基于视觉的观测已经成为一种最为常见的观测手段。基于视觉的目标测量可分为单目视觉和多目立体视觉^[7], 与单目视觉相比: 立体视觉可以

¹此项工作得到国家自然科学基金资助, 项目批准号: 61005078, 61035005.

进行数据融合,提高测量精度和算法的鲁棒性;另外,多目立体视觉还提供了一定的冗余性,从而提高测量的可靠性:当一个视觉传感器未检测到目标或出现故障,其他传感器仍然能够提供三维信息,从而维持整个系统的观测性能^{[8][9]}。

对于动态估计问题,常用方法有:卡尔曼滤波(KF)、扩展卡尔曼滤波(EKF)、粒子滤波(PF)、无色卡尔曼滤波(UKF)等。卡尔曼滤波只适用于线性估计;粒子滤波计算量大,不适用于实时性高的系统;扩展卡尔曼滤波方法简单、容易实现、快速收敛,但EKF线性化有可能产生极不稳定的滤波,并且需要在线计算Jacobi矩阵^[10]。针对上述问题,Julier等^[11]提出了基于Unscented变换的UKF方法,该方法具有与EKF相同的计算复杂度 $O(L^3)$,有较好的实时性,同时不需要进行线性化,只是用有限的样本来逼近非线性函数的概率分布。

利用多机器人观测动态目标目前也有学者开始研究:如,Ashley W. S等^[12]结合贝叶斯规则与卡尔曼滤波理论,采用简单的两维高斯分布模式,融合各单个机器人视觉传感器对目标的位姿估计信息,得到了比单个机器人更准确的目标位姿信息。Pedro Pinheiro等^[13]采用多个配有视觉传感器的机器人观测同一个目标,通过多传感器贝叶斯方法融合各机器人的观测值,消除部分机器人的不准确观测信息,提高了系统的鲁棒性。但上述工作主要针对的是二维环境中的目标的合作观测问题,并未考虑目标的三位运动及目标的动态性对观测精度的影响。

鉴于此,本文提出利用两个配备单目视觉传感系统的机器人组成一个所谓的动态立体视觉系统,研究了三位环境中动态目标的多机器人合作观测问题。首先,基于立体视觉原理研究了动态立体视觉问题的数学表示方法;由于所建立的观测过程(观测方程)具有较强的非线性,本文采用UKF算法实现对动目标的三维运动估计;此外,为了实现对动目标的持续定位,本文采用编队控制策略实现多机器人系统和目标之间的固定相对位姿。最后,为了验证整个系统及算法的在实际应用时的可行性,我们在室内多旋翼飞行机器人实验平台上对上述算法进行了试验验证。

2 问题描述

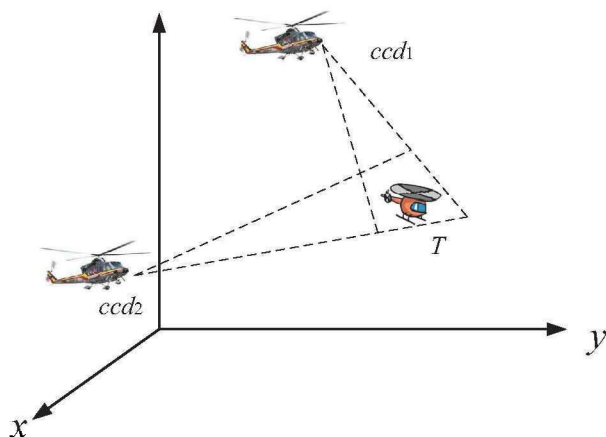


图1 三维环境中动态目标的观测与跟踪原理

三维环境中的动态目标的观测与跟踪原理如图1所示。图中, T 为环境中感兴趣的动态目标,每个机器人都安装有视觉传感系统(CCD),组成一个动态的立体视觉系统观测并跟踪运动目标。

假设移动机器人的动力学模型如下:

$$\begin{aligned} \dot{x}_i &= f_i(x_i, u_i) \\ y &= \begin{bmatrix} p_i \\ \Theta_i \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $x_i=[p_i^T, \Theta_i^T, \dots]^T (i=1,2)$ 表示第 i 个机器人的状态; p_i 和 Θ_i 分别表示机器人(摄像机)的三维位置和姿态; u_i 为机器人的控制输入; y_i 表示机器人的测量值(即:摄像机的位置和姿态可测)。

同时,我们用简单的牛顿运动定律刻画目标的运动:

$$\ddot{p}_T = q_p \quad (2)$$

其中, p_T 表示目标的三维位置; q_p 为未知的加速度信息,本文假设加速度服从某种未知统计分布。

要想实现对动目标的三维跟踪与定位,需要解决如下四个问题:1)在视觉传感器中快速识别出目标位置;2)将视觉传感器观测到的地面目标转换到世界坐标系中,从而得出目标的绝对位置;3)利用估计方法实现观测信息融合及动态跟踪;4)控制控制机器人系统运动保证目标的观测质量(如:保证目标始终位于视觉观测系统有效观测范围内)。本文假设可通过某种图像处理方法事先对目标的辨识,并得到目标中心点的图像坐标(即假设第一个问题已经解决),剩下的章节主要解决后三个问题。

3 动目标合作定位算法

3.1. 立体视觉算法

双目立体视觉的基本原理如图2所示,

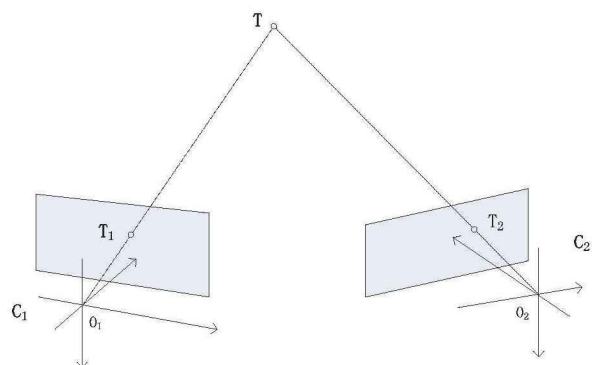


图2 双目视觉原理

图中,两个视觉系统 C_1 和 C_2 (两个平面分别表示两个成像平面)来观测三维空间中的一个目标点 T ; T_1 和 T_2 分别表示两个成像点。则图像坐标系与世界坐标系之间的关系可根据成像原理得到:

$$Z_{ci} \begin{pmatrix} u_i \\ v_i \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} f_{xi} & 0 & u_{0i} & 0 \\ 0 & f_{yi} & v_{0i} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_i & T_i \\ 0^T & 1 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$\triangleq \begin{bmatrix} m'_{11} & m'_{12} & m'_{13} & m'_{14} \\ m'_{21} & m'_{22} & m'_{23} & m'_{24} \\ m'_{31} & m'_{32} & m'_{33} & m'_{34} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \\ 1 \end{pmatrix}$$

其中, u_i, v_i 表示目标在第 i 个 CCD 中的图像坐标; Z_{ci} 表示目标点在第 i 个 CCD 摄像机坐标系中的 z 坐标; p_x, p_y, p_z 表示目标在世界坐标系的三维坐标; f_{xi}, f_{yi} 表示摄像机内参 (分别表示 X 和 Y 方向的等效焦距); u_{0i}, v_{0i} 表示图像中心 (光轴与图像平面的交点) 的坐标; R_i 和 T_i 表示摄像机坐标和世界坐标之间的转换关系, 它和摄像机的位置以及目标点的位置均有关。

如果有两个摄像机来观测同一个目标, 则有:

$$Z_{c1} \begin{pmatrix} u_1 \\ v_1 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} m^1_{11} & m^1_{12} & m^1_{13} & m^1_{14} \\ m^1_{21} & m^1_{22} & m^1_{23} & m^1_{24} \\ m^1_{31} & m^1_{32} & m^1_{33} & m^1_{34} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$Z_{c2} \begin{pmatrix} u_2 \\ v_2 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} m^2_{11} & m^2_{12} & m^2_{13} & m^2_{14} \\ m^2_{21} & m^2_{22} & m^2_{23} & m^2_{24} \\ m^2_{31} & m^2_{32} & m^2_{33} & m^2_{34} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (5)$$

消去上式中的 Z_{c1} 与 Z_{c2} , 上述两个方程可用如下的 4 个方程表示:

$$\begin{cases} u_1 = \frac{m^1_{14} + m^1_{11}p_x + m^1_{12}p_y + m^1_{13}p_z}{m^1_{34} + m^1_{31}p_x + m^1_{32}p_y + m^1_{33}p_z} \\ v_1 = \frac{m^1_{24} + m^1_{21}p_x + m^1_{22}p_y + m^1_{23}p_z}{m^1_{31} + m^1_{32}p_x + m^1_{33}p_y + m^1_{34}p_z} \\ u_2 = \frac{m^2_{14} + m^2_{11}p_x + m^2_{12}p_y + m^2_{13}p_z}{m^2_{34} + m^2_{31}p_x + m^2_{32}p_y + m^2_{33}p_z} \\ v_2 = \frac{m^2_{24} + m^2_{21}p_x + m^2_{22}p_y + m^2_{23}p_z}{m^2_{31} + m^2_{32}p_x + m^2_{33}p_y + m^2_{34}p_z} \end{cases} \quad (6)$$

通过定义一个新的符号, 上式可简写为:

$$\begin{bmatrix} u_1 & v_1 & u_2 & v_2 \end{bmatrix} = h(p_x, p_y, p_z, x_1, x_2) \quad (7)$$

3.2. 基于UKF的目标运动估计

根据 3.1 节的内容, 我们可以将整个动目标合作观测问题转化为如下的估计问题:

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, u) + q \\ y = r + \\ \begin{bmatrix} p_1^T & \Theta_1^T & p_2^T & \Theta_2^T & h(p_x, p_y, p_z, x_1, x_2) \end{bmatrix}^T \\ z = p_T \end{cases} \quad (8)$$

其中,

$$x = [x_1^T \quad x_2^T \quad p_T \quad \dot{p}_T]^T;$$

$$u = [u_1^T \quad u_2^T]^T$$

$$f(x, u) = \begin{bmatrix} f_1(x_1, u_1) \\ f_2(x_2, u_2) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; q = \begin{bmatrix} q_{x_1} \\ q_{x_2} \\ 0 \\ q_p \end{bmatrix}$$

式中, x 为新的状态变量; u 为新的输入量; v 为测量向量 (移动机器人以及目标在两个图像坐标系中的位置均作为可测量); q 和 r 分别表示建模误差和测量噪声, 均服从某种概率分布, 并且均方根分别为 Q 和 R ; z 为待估计变量。现在我们的任务转化为系统 (8) 的状态估计问题。

本文采用 UKF 方法解决上述状态估计问题。UKF 是以 UT 变化为基础的一种非线性卡尔曼类滤波 (Kalman filter) 策略, 具有较强的非线性处理能力。

我们首先将系统 (8) 离散化, 可得如下的非线性离散系统:

$$x_k = \bar{f}(x_{k-1}, u_k, k-1) + q_{k-1} \quad (9)$$

$$y_k = \bar{h}(x_k, k) + r_{k-1} \quad (10)$$

式中, $x_k \in R^n$ 是 k 时刻的状态; $z_k \in R^m$ 是 k 时刻的观测值; $\bar{f}(x_{k-1}, u_k, k-1)$ 和 $\bar{h}(x_k, k)$ 分别是系统方程和测量方程的离散化表示。

则采用 UKF 实现合作观测的步骤如下:

I. 初始化

$$\hat{x}_0 = E[x_0]$$

$$P_0 = E[(x - \hat{x}_0)(x - \hat{x}_0)^T] \quad (11)$$

II. 预测: 计算预测的状态均值 \hat{x}_k 和预测协方差 \hat{P}_k

首先根据 UT 得到 $k-1$ 时刻的多个 UT 采样点矩阵:

$$X_{k-1} = [x_{k-1} \quad \dots \quad x_{k-1}] + \sqrt{c} \begin{bmatrix} 0 & \sqrt{P_{k-1}} & -\sqrt{P_{k-1}} \end{bmatrix} \quad (12)$$

将变换得到的采样点分别代入非线性方程求 k 时刻的状态:

$$x_k = \bar{f}(X_{k-1}, u_{k-1}, k-1) \quad (13)$$

可得到 k 时刻的均值和协方差:

$$\hat{x}_k = x_k w_m$$

$$\hat{P}_k = x_k W [x_k]^T + Q_{k-1} \quad (14)$$

III. 更新: 计算预测均值、观测方差和状态与观测的协方差

首先更新采样点矩阵:

$$\hat{X}_k = [\hat{x}_k \quad \dots \quad \hat{x}_k] + \sqrt{c} \begin{bmatrix} 0 & \sqrt{P_k} & -\sqrt{P_k} \end{bmatrix} \quad (15)$$

预测k时刻观测值:

$$\hat{z}_k = h(\hat{X}_k, k) \quad (16)$$

最后计算观测值均值 μ_k 和协方差 S_k 以及采样点与观测值的协方差 C_k :

$$\mu_k = \hat{z}_k W_m \quad (17)$$

$$S_k = \hat{z}_k W [\hat{z}_k]^T + R_k \quad (18)$$

$$C_k = \hat{X}_k W [\hat{z}_k]^T \quad (19)$$

计算滤波增益 K_k , 同时更新状态均值 x_k 和协方差

$$P_k: \quad K_k = C_k S_k^{-1} \quad (20)$$

$$x_k = \hat{x}_k + K_k [z_k - \mu_k] \quad (21)$$

$$P_k = \hat{P}_k - K_k S_k K_k^T \quad (22)$$

3.3. 协作跟踪控制

协作跟踪的目的是使两个移动机器人能够保证待观测目标始终位于图像坐标的中心位置, 这就要求: (1) 机器人与目标之间的连线垂直于成像平面。同时, 通常情况下, 两个移动机器人之间的相对位置也会影响合作观测的结果^[15], 因此本文中我们还要求: (2) 两个移动机器人之间保持固定的相互位姿。

综上, 我们设计编队控制策略使移动机器人与目标之间保持固定的相互位姿关系以保证上述要求。为了提高编队控制的精度, 我们采用文献[16]所示的基于相对动力学的控制策略。所谓的“基于相对运动学模型”的编队控制方法主要是指通过描述编队中个体机器人的绝对速度对机器人之间相对位置变化的影响, 来建立一对移动机器人的相对运动学模型, 并基于此模型设计前馈控制环节实现相对位置控制。具体的原理可参考文献[16]。

每个机器人和目标之间的控制策略如下图3所示:

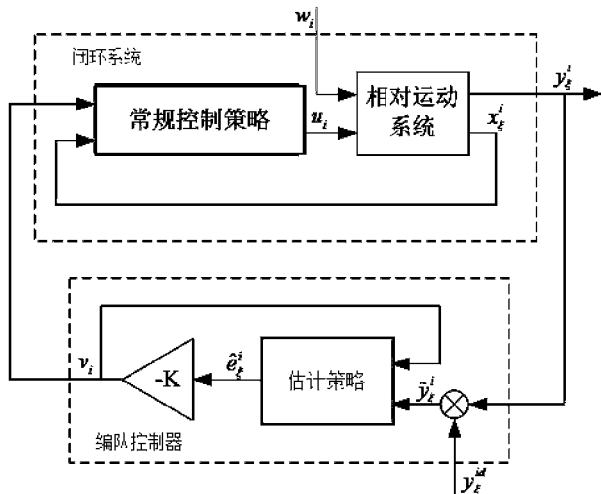


图3 基于相对动力学模型的编队控制框图

图中的编队控制策略为典型的双闭环策略, w_i 为考虑相对动力学模型时所引入的额外干扰, 可由估计策略进行在线估计得到。编队控制策略则由两部分组成, 一部分为常规控制策略, 需要结合机器人本体动力学特性进行设计, 而外环的编队控制策略则需要充分考虑估计器得到的扰动信息, 并进行控制补偿已实现编队精度的提高。

4 实验结果与分析

4.1. 实验平台

本文采用如图4所示的“室内多旋翼飞行机器人试验平台”验证所提出的动目标合作观测方法。该平台由三个臂和一个主轴构成。每个机械臂含有三自由度, 全部为被动关节, 其运动完全由机器人驱动, 并分别由三个编码器进行测量, 实现机器人在实验平台上的定位。在每个臂的末端还配有配重模块, 可以平衡掉传感器等设备的重量, 调整机器人的重力平衡点。机械臂的末端固定电动旋翼直升机, 并由固定在臂上的DSP控制器实现其自主控制。该平台能够通过机械臂的物理约束实现多旋翼飞行机器人之间的避碰。

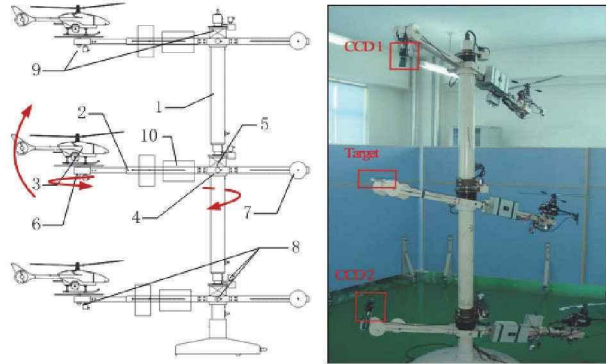


图4 实验平台

1. 主轴; 2. 臂; 3. 电动旋翼飞行机器人; 4. 垂直关节; 5. 水平关节; 6. 航向关节; 7. 配重块; 8. 编码器; 9. 电刷; 10. 飞行控制器

同时, 为了实现观测实验, 我们在上臂飞行机器人的另一端安装了一个视觉传感系统, 称为CCD 1; 中间臂一端安装飞机, 作为待观测目标; 下臂一端安装飞机, 另一端安装了一个视觉传感系统, 称为CCD 2。待观测目标机器人所在机械臂的另一端安装了一个发光二极管, 所发出的光波长为850 nm。同时每个CCD上安装有850 nm的滤光片, 以滤除背景光对目标识别算法的影响, 从而简化目标识别算法的实现难度。

本实验的目的为: 以上臂和下臂CCD组成一个动态的立体视觉系统, 通过本文所提出的方法获得待观测目标(中间臂的飞行机器人)的三维位置信息。

4.2. 相机参数标定

设旋翼飞行机器人 i 在 t 时刻垂直方向旋转的角度为 α_{it} , 水平方向旋转的角度为 β_{it} (由于具有“飞机与轴心位置固定”这个固定约束, 这两个角度即可完全确定飞机的三位位置)。则, 机器人的动力学特性可用如下得方程表示:

$$\alpha_i(k+1) = k_i \alpha_i(k) + q_i(k) \quad (23)$$

于是可得相机坐标系相对于世界坐标系的旋转、平移矩阵和世界坐标分别为：

$$R_{it} = \begin{bmatrix} \cos \alpha_{it} * \cos \beta_{it} & \cos \alpha_{it} * \sin \beta_{it} & \sin \alpha_{it} \\ -\sin \beta_{it} & \cos \beta_{it} & 0 \\ -\sin \alpha_{it} * \cos \beta_{it} & -\sin \alpha_{it} * \sin \beta_{it} & \cos \alpha_{it} \end{bmatrix}$$

$$T_{it} = \begin{bmatrix} l_i - h_i * \sin \alpha_{it} \\ 0 \\ -h_i * \cos \alpha_{it} \end{bmatrix}$$

$$\begin{cases} x_{iw} = -l_i \cos \alpha_{it} \cos \beta_{it} \\ y_{iw} = -l_i \cos \alpha_{it} \sin \beta_{it} \\ z_{iw} = h_i - l_i \sin \alpha_{it} \end{cases}$$

根据每一时刻由编码器传感器返回的 α_{it} 与 β_{it} ，可得得出无人机每一时刻的 R_{it} 与 T_{it} ，相机内参采用张正友标定法进行标定，相机内参标定参数如下：

a) 上臂 CCD 1

$$u_0=344.8896; v_0=314.5257; f_x=613.79111; f_y=673.76303。$$

b) 下臂 CCD 2

$$u_0=336.3556; v_0=328.5333; f_x=595.23521; f_y=650.55831。$$

实验对三维空间运动目标进行跟踪，目标状态方程为：

$$x(k+1) = x(k) + q(k) \quad (24)$$

4.3. 实验结果

实验中，我们通过遥控使待观测目标（中间臂）运动过程为：1s~23s保持水平静止状态；24s~38s数值位置保持不变，并以 $5^\circ/s$ 的速度水平匀速旋转；39s~57s垂直位置变为 -15° 的状态，并以 $5^\circ/s$ 的速度水平匀速旋转；58s~75s保持水平状态，并以 $5^\circ/s$ 的速度水平匀速旋转；76s~96s垂直位置变为 15° 的状态，并以 $5^\circ/s$ 的速度水平匀速旋转。

图6、图8、图10分别为X方向、Y方向、Z方向基于立体视觉的UKF估计方法与基于单目视觉的UKF估计方法的比较（这里单目视觉所得到的三维信息是根据平台的固有约束—中间臂的臂长和高度固定—求解获得），图中实线为实际值，虚线为基于立体视觉的UKF估计值，点型连线为基于单目视觉的UKF估计值；图7、图9、图11分别为X方向、Y方向、Z方向立体视觉与单目视觉的误差比较，实线为基于立体视觉的UKF估计误差，虚线为基于单目视觉的UKF估计误差。由图6—图10可知，由于平台的固有约束，本试验中单目视觉与合作观测方法均能够很好地估计目标的三维运动状态（单目视觉方法在实际的三维空间虽然无法得到三维信息，但本试验为了比较方便，用平台固有约束信息反解出了目标的三维信息）。但通过合作观测方法得到的目标三维定位信息明显精度要优于单目视觉方法，而且通过量

化的误差均方根比较（表1）可看出，精度提高了1倍左右。

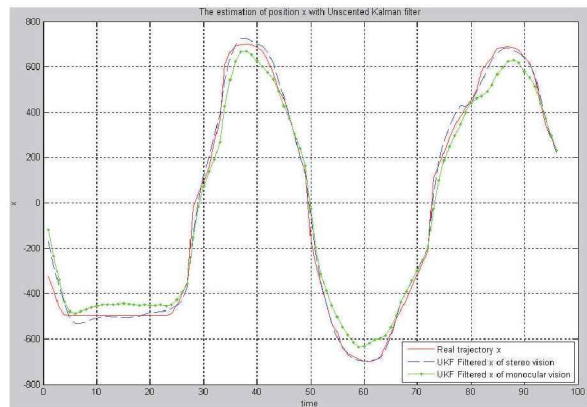


图6 X方向立体视觉与单目视觉比较

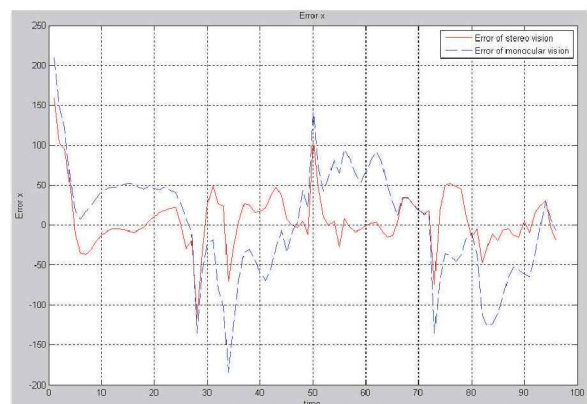


图7 X方向立体视觉与单目视觉误差

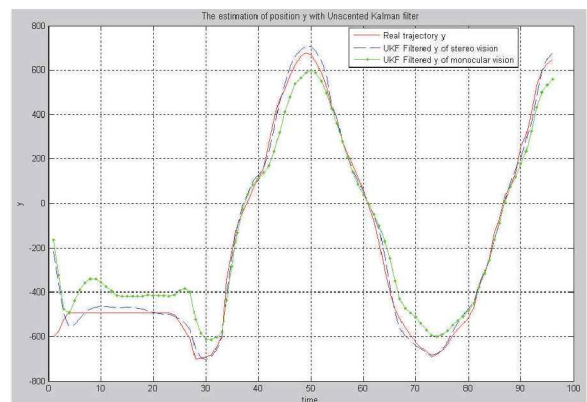


图8 Y方向立体视觉与单目视觉比较

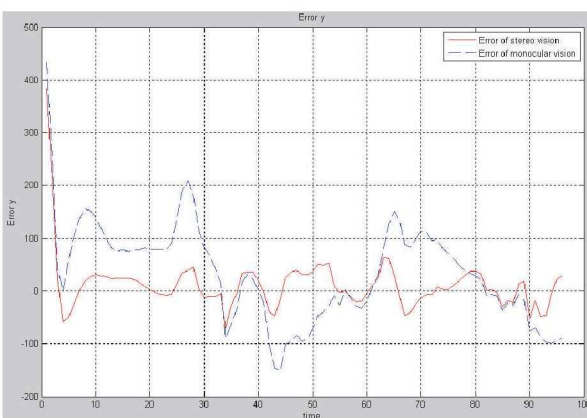


图9 Y方向立体视觉与单目视觉误差

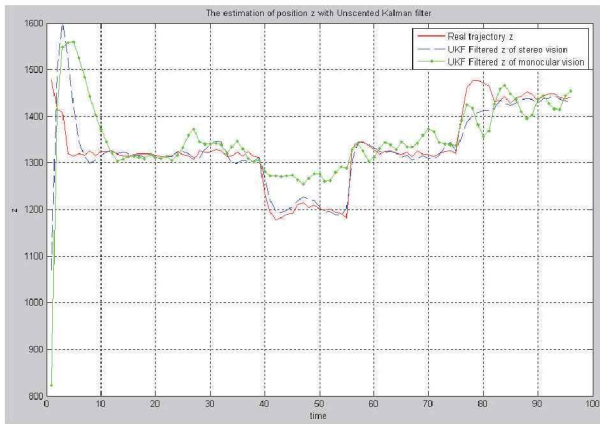


图 10 Z 方向立体视觉与单目视觉比较

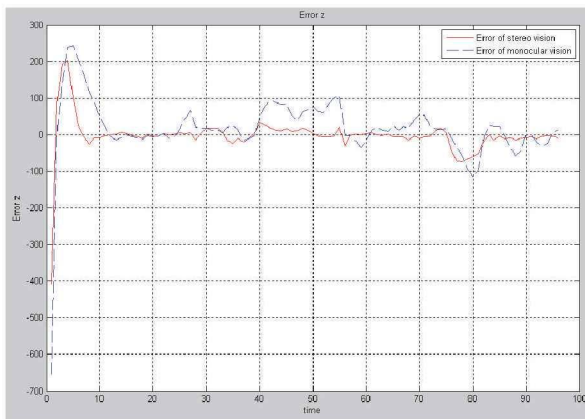


图 11 Z 方向立体视觉与单目视觉误差

表 1 误差均方根(EMR)比较 (单位: m)

算法	X 方向	Y 方向	Z 方向
单目视觉	0.06816	0.09946	0.09253
动态立体视觉	0.03641	0.05324	0.05565

5 结论

本文研究了利用两个携带单目视觉系统的机器人实现对动目标的三位运动的合作观测问题。首先,根据立体视觉原理,建立了动态立体视觉系统的问题描述方程;并通过UKF算法,实现了对动目标的持续观测与运动估计;此外,通过基于相对动力学模型的编队控制策略,实现了对动目标的跟踪;最后,在室内多旋翼飞行器机器人系统上的实验结果显示了本文所提出点方法的可行性,并通过和单目视觉系统的结果进行比较,验证了:在只配备二维观测传感器的情况下,多机器人动目标三维运动观测方法在实际系统中的有效性及优越性。

参考文献

- [1] A. S. A. Hussaini, M. Sundarambal etc., Wireless control of humanoid robot using 3G. *2011 International Conference on Process Automation, Control and Computing (PACC)*, Jul. 20-22, 2011: 1-6.
- [2] B. Nitesh, J. Marijn, Y. H. Tan, A research agenda for information quality assurance in public safety networks: information orchestration as the middle ground between hierarchical and net centric approaches. *Cognition, Technology & Work*, 13(3), 2011:203-216.
- [3] A. E. Eiben, G. S. Nitschke, M. C. Schut, Evolving an agent collective for cooperative mine sweeping. *The 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2005: 831-836.
- [4] 杨明, 王宏, 张钊, 基于激光雷达的机器人位姿估计方法综述. *机器人*, 24(2): 177-183, 2002.
- [5] 雷运洪, 王建新等, 直升机旋翼锥度测量技术. *电子测量与仪器学报*, 2008: 200-202.
- [6] J. R. Wilson, Satellite hopes ride on orbital express. *Aerospace America*, 22(5), 2007:321-335.
- [7] A. N. Belbachir, *Smart cameras*, Springer Verlag, 2009
- [8] S. Stephan, N. B. Ahmed, M. Nenad etc., Dynamic stereo vision system for real-time tracking. *Circuits and Systems (ISCAS), Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on*, 2010: 1409-1412.
- [9] S. Schraml, A. N. Belbachir, N. Brändle, A real-time pedestrian classification method for event-based dynamic stereo vision. *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2010 IEEE Computer Society Conference on*, 2010: 93-99.
- [10] P. Shi, Y. W. Zhao, Application of unscented Kalman filter in the SOC estimation of Li-ion battery for autonomous mobile robot. *Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Information Acquisition*, 2006: 1279-1283.
- [11] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, Unscented filtering and nonlinear estimation. *Proceedings of the IEEE*, 92(3): 401-422, 2004.
- [12] A. W. Stroupe, M. C. Martin, T. Baleh, Distributed sensor fusion for object position estimation by multi-robot systems. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2001:1092-1098.
- [13] P. Pinheiro and P. Lima, Bayesian sensor fusion or cooperative object localization and world modeling. *Proceedings of the 8th Conference on Intelligent Autonomous Systems*, 2004.
- [14] Y. Ben, M. C. Ben, Y. L. Kai etc., Design and implementation of a leader-follower cooperative control system for unmanned helicopters. *Journal of Control Theory and Applications*, 8 (1), 2010: 61 - 68.
- [15] 谷丰, 何玉庆, 韩建达, 王越超, 三维环境中多机器人动态目标主动协作观测方法. *自动化学报*. 36(10): 1443-1453, 2010.
- [16] 王争, 何玉庆, 韩建达, 多无人直升机相对动力学建模方法及其编队控制. *控制理论与应用*, 28(1): 108-112, 2011.