

双目视觉定位在无人机电力巡检中的应用

刘 帅 吴洪昊 孙 娟

(国网安徽省电力公司淮南供电公司 安徽 淮南 232007)

摘 要: 为了降低电力巡检时的电磁干扰对无人机的影响,我们加入双目视觉定位系统,通过相邻帧间的图像序列解算出双目视觉传感器的姿态信息,通过平移矩阵的到无人机的姿态信息,从而实现稳定的导航与制导。

关键词: 双目视觉定位 无人机 导航

Abstract In order to reduce the influence of the UAV power inspection when the electromagnetic interference, we added the binocular vision positioning system, the attitude information of the binocular vision sensor solution calculated through the image sequence between adjacent frames, the translation matrix to the attitude information of UAV navigation and guidance, so as to realize the stable.

Key words Binocular vision positioning UAV Navigation

1 概述

近年来随着无人机技术的兴起,多旋翼无人机以其独特的功能平台大量应用于电力巡检。但是在电力巡检的过程中,高压线路周边的交变的电磁场会严重影响无人机的导航与制导。尤其是无人机中依靠的地磁计来辨别方向^[1],如果在电力巡检这种复杂的情况下,不仅会导致飞机失去方向感,而且严重的还能使得飞机不受控制,严重的还会损坏输电线路等。所以无人机电力巡检看似很简单,很方便,如果没有新的导航技术,会存在很大的安全隐患。为了解决这一困难,我们使用双目视觉定位。

2 状态表示与过程模型

状态量包括下一系列参数^[2]: 惯性测量单元在 WCS 中的位置、速度、从 WCS 旋转到惯性测量单元坐标系的四元数、gyro 和 accelerometer 的零偏 b_a 和 b_c 。 b_a 和 b_c 必须包含在状态方程里,因为惯性测量单元具有温度漂移和零偏,这就意味着如果对 b_a 和 b_c 做处理是远远不能达到数据处理要求的。Weiss^[3]做的非线性可以看出,如果观测方程中有相应的观测值,我们可以对零偏进行观测。因此就可以推算出卡尔曼滤波的系统状态方程:

$$x = [p_w^T \quad v_w^T \quad q_w^T \quad b_a^T \quad b_c^T \quad \lambda]^T \quad (1)$$

状态方程为:

$$\begin{cases} \dot{p}_w^i = v_w^i \\ \dot{v}_w^i = R_w^i \cdot (a_w - b_a - n) - g \\ \dot{q}_w^i = \frac{1}{2} q_w^i \otimes [\omega_m - b_c - n] \\ b_a = n_a \\ b_c = n_c \\ \lambda = n \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中 g 为重力加速度。 R_w^i 是旋转矩阵,对(2)进行一阶微分处理可得:

$$\begin{cases} \dot{\hat{p}}_w^i = \hat{v}_w^i \\ \dot{\hat{v}}_w^i = \hat{R}_w^i \cdot (a_w - \hat{b}_a) - g \\ \dot{\hat{q}}_w^i = \frac{1}{2} \cdot \hat{q}_w^i \otimes [\omega_m - \hat{b}_c] \end{cases} \quad (3)$$

由式(3)我们通过四元数的旋转矩阵来进行姿态角的转换。但是我们发现一个问题^[4]: 我们所使用的四元数都是经过 Normalized 处理的,然而这导致了旋转矩阵的变化不定,不适合进行姿态解算,尤其在数值计算方面存在很大的困难和不准确性。于是我们在 q_a 和 q 之间设计一个小的旋转矩阵并初始化旋转矩阵,认为其很小。由于角度足够小,我们根据高斯定理,知道存在近似性:

$$\begin{cases} \delta q = \hat{q}^{-1} \otimes q \\ \delta q \approx \begin{bmatrix} 1 & \frac{1}{2} \delta \theta^T \end{bmatrix}^T \end{cases} \quad (4)$$

式(4)中, θ 为姿态角的误差。因此,我们同样可以进行对矩阵进行相关的操作,具体为:

$$\begin{cases} \Delta R = \hat{R}^T \cdot R \\ \Delta R \approx I_3 + [\delta \theta] \end{cases} \quad (5)$$

上面的核心状态计算好,其余的状态我们用 \tilde{x} 来表示误差差修正项:

$$\tilde{x} = \hat{x} - x \quad (6)$$

因此我们可以讲 15 维的状态向量转化为如下方式:

$$\tilde{x} = [\Delta p_w^T \quad \Delta v_w^T \quad \Delta q_w^T \quad \Delta b_a^T \quad \Delta b_c^T \quad \Delta \lambda]^T \quad (7)$$

根据文献^[5] Discretization 时间过程噪声协方差矩阵可以写作:

$$\begin{aligned} Q_d &= \int_{t_k}^{t_{k+1}} F_d(t_{k+1}, \tau) \cdot G_c \cdot Q_c \cdot G_c^T \cdot F_d(t_{k+1}, \tau) \cdot d\tau \\ &\approx \int_{t_k}^{t_{k+1}} (I_{16} + F_c \cdot (t_{k+1} - \tau)) \cdot G_c \cdot Q_c \cdot G_c^T \cdot (I_{16} + F_c \cdot (t_{k+1} - \tau)) \cdot d\tau \\ &= \int_0^{\Delta t} (I_{16} + F_c \cdot \tau) \cdot G_c \cdot Q_c \cdot G_c^T \cdot (I_{16} + F_c \cdot \tau) \cdot d\tau \end{aligned} \quad (8)$$

令 $M = G_c \cdot Q_c \cdot G_c^T$, 则有:

$$Q_d \approx M \cdot \Delta t + \frac{1}{2} (M F_c^T + F_c M) \cdot \Delta t^2 + \frac{1}{6} F_c M F_c^T \Delta t^3 \quad (9)$$

关于状态模型参数的估计我们采用如下步骤:

(1)按照式(1-8)和式(1-9)计算 Q_d 和 F_d

(2)计算预测误差协方差阵:

$$P(t_{k+1}|t_k) = F_d P(t_k|t_k) F_d^T + Q_d \quad (10)$$

3 结论

本文主要设计了一个扩展型卡尔曼滤波器,该滤波器具有最优估计作用。通过建模确定了导航必须的状态量。我们对如何取测量数据进行了对比,发现以惯性测量单元的输出值作为整个扩展型卡尔曼滤波的观测数据可以极大的缩短响应时间,并且在实时性及鲁棒性方面有了更深层次的改进。最后我们通过 matlab 里的 Computer Vision Toolbox 对相关导航参数进行跟踪, BVP/INS 的组合导航方式更有利于 UAV 在电磁干扰的环境中飞行。

参考文献

- [1] 徐超,高敏,杨耀. 卡尔曼粒子滤波中基于精确运动模型的局部区域估计[J]. 红外与激光工程, 2015(11).
- [2] 黄小平,王岩. 卡尔曼滤波原理及应用 [M]. 北京:电子工业出版社- matlab 仿真, 2015,7.
- [3] 赵小川. 传感器信息融合: MATLAB 程序实现[M]. 北京:机械工业出版社, 2014,6.
- [4] TANG Weiqian, JIANG Yulian. Target tracking of the robot fish based on adaptive fading Kalman filtering. 2013 International Conference on Mechatronic Sciences Electric Engineering and Computer (MEC). 2013.
- [5] Wang Hongman, Huo Lingling, Zhang Jing. Target tracking algorithm based on dynamic template and Kalman filter. 2011 IEEE 3rd International Conference on Communication Software and Networks. 2011.