

文章编号: 2096-1618(2018)03-0261-07

基于多传感器融合的多旋翼无人机近地面定位算法

王 洲¹, 杨明欣², 王新媛³

(1. 成都信息工程大学电子工程学院, 四川 成都 610225; 2. 成都信息工程大学电子实验中心, 四川 成都 610225; 3. 成都信息工程大学控制工程学院, 四川 成都 610225)

摘要:为了使多旋翼无人机在近地面,不依赖GPS信号情况下仍然具有准确的定位能力,提出一种基于惯性导航,融合光流传感器、超声波传感器、气压计数据的多传感器融合定位算法。通过分析各传感器与无人机运动位置的数学关系,建立基于卡尔曼滤波的多传感器数据融合方程,再对传感器数据做预防失效处理和卡方检验,最终融合、计算出多旋翼无人机在近地面飞行时的位置。实验证明:所提定位算法能够实时地、较为准确地计算出多旋翼无人机在近地面飞行的位置。

关键词:定位算法;多传感器融合;卡尔曼滤波;失效处理;卡方检验

中图分类号:TP212.9

文献标志码:A

doi:10.16836/j.cnki.jcui.2018.03.007

0 引言

多传感器融合技术广泛应用于汽车无人驾驶、导弹目标跟踪、无人机组导航等工程中。多传感器融合能够对多个传感器获得空间或时间上冗余或互补信息,依据某种准则进行协调、组合、互补来克服单个传感器的不确定性和局限性,以此提高系统的稳定性,最终得出比单一传感器测量值更为精确和有效的结果^[1-3]。但在多传感器融合系统中,每一种传感器都会受其自身精度、测量误差、数据稳定性、环境噪声等因素影响,从而使系统的不确定性和不稳定性增加。必须采用一定的方式、方法,确保各传感器数据持续性、有效性,并自动调整各个传感器权重,剔除可信度较差的传感器数据,从而提高多传感器融合精度和系统稳定性。

目前,多旋翼无人机主要利用GPS传感器获取位置信息,但多旋翼无人机在近地面空间飞行时,受建筑物、树木对GPS信号的遮挡,无法获得准确的定位信息。针对上述情况,采用光流传感器、惯性导航单元(IMU)、磁场计、气压高度计、超声波传感器组成的组合导航系统,利用基于卡尔曼滤波的多传感器融合算法,使多旋翼无人机在无GPS信号的近地面能够获取准确的定位信息。为保证多传感器融合定位算法的容错性与鲁棒性,采用了基于卡方检验的传感器数据有效性检验,并对传感器数据失效情形做了探讨性研究。最终实验证明,该算法完全能够满足多旋翼无人机在近地面空间飞行时的定位要求。

1 多传感器融合定位框架

1.1 多传感器融合框架

多传感器融合框架如图1所示。

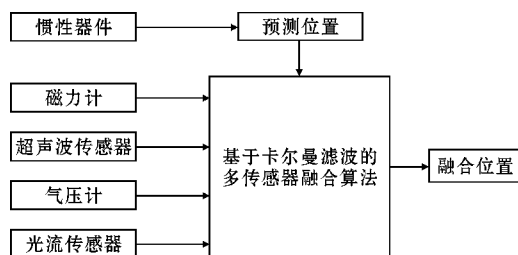


图1 多传感器融合框架

图1中,使用光流传感器代替GPS传感器,用来获取多旋翼无人机在低空飞行时的速度数据,经积分过程可得位置数据;惯性器件(加速度、陀螺仪)对多旋翼无人机运动速度、位置进行积分预测;超声波和气压计组合,获取多旋翼无人机高度数据;磁力计用来校正多旋翼无人机航向角度。最终利用基于卡尔曼滤波的多传感器融合算法,将这些数据进行融合,实时地计算出多旋翼无人机在近地面空间飞行时的位置。

1.2 坐标系转换

多旋翼无人机定位问题涉及到本地导航坐标系与机体坐标系转换。本地导航坐标系也称NED(“北-东-地”)坐标系^[4],图2中绿色坐标系即为NED坐标系,该图反映了NED坐标系在地球固联坐标系中的位置关系。

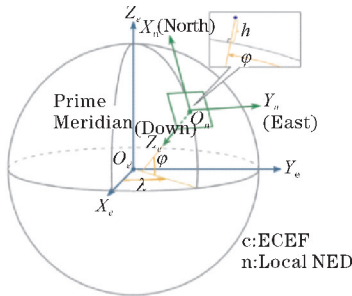


图2 NED坐标系在地球坐标系中的位置

图2中,绿色的NED坐标系记作 $O_{x_n y_n z_n}$,“本地”的含义是NED坐标系原点与飞行器起飞点重合, x_n 轴指向地理北极, y_n 轴指向正东方, z_n 轴指向重力加速度方向。机体坐标系与NED坐标系关系如图3所示。

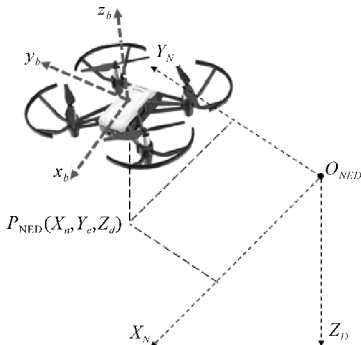


图3 机体坐标系与NED坐标系关系

其中,蓝色的坐标系与机体固联,称作机体坐标系,记作 $O_{x_b y_b z_b}$ 。由图3可知,机体坐标系相对于NED坐标系的角度关系,即为多旋翼无人机的姿态角。各传感器所测量数据仅在机体坐标系下参考性,需要转换至NED导航坐标系下,才能进行多传感器的数据融合,这种转换关系称作坐标转换^[5]。坐标转换矩阵由姿态角计算得出,文献[6]给出了具体表达式。

1.3 传感器分析

1.3.1 惯性器件

惯性模块由MPU6050(陀螺仪、加速度计)、HMC5883L(磁力计)组成。加速度计、陀螺仪主要完成多旋翼无人机姿态更新,磁力计用于校正多旋翼无人机航向角。假定 $\mathbf{a}_b = (a_{bx}, a_{by}, a_{bz})$ 为无人机机身的加速度向量; \mathbf{R}_b^N 为3×3阶的多旋翼无人机机体坐标系与NED导航坐标系的转换矩阵,其反应了无人机坐标系相对于导航坐标系的方位关系; $\mathbf{a} = (a_x, a_y, a_z)$ 为导航坐标系下无人机运动加速度向量。那么,机体加速度转换至NED坐标系的关系式为

$$\mathbf{a} = \mathbf{R}_b^N \times \mathbf{a}_b$$

1.3.2 光流传感器

采用的光流传感器为PX4LOW^[7],其原理是:以一定速率连续采集物体表面图像,由于相邻的两幅图

像总会存在相同的特征,通过对比这些特征点的位置变化信息,便可以判断出物体表面特征的平均运动^[7],最终得到光流相机(无人机)相对于地表面的水平速度(V_{F_x}, V_{F_y})。

同样,光流传感器速度也需要转换至NED坐标系,转换关系为

$$\mathbf{v}_o = \begin{bmatrix} v_{ox} \\ v_{oy} \\ v_{oz} \end{bmatrix} = \mathbf{R}_b^N \times \begin{bmatrix} V_{F_x} \\ V_{F_y} \\ 0 \end{bmatrix}$$

其中, v_{ox}, v_{oy} 分别为多旋翼无人机在NED坐标系下的水平运动速度。 V_{F_x}, V_{F_y} 分别为多旋翼无人机在机体坐标系下的运动速度。

1.3.3 气压计高度计

选用的气压高度计为MS5611,该传感器根据地球表面附近大气压强随高度升高而降低的原理制成。文献[8]给出了大气压与海平面相对高度计算公式:

$$h_b = \frac{T_0}{\beta} \left[\left(\frac{P_s}{P_0} \right)^{\frac{\beta R}{g}} - 1 \right]$$

其中, h_b 为气压计测量的无人机当前海拔高度, P_s 为气压计测量到的气压, β 为大气温度梯度, P_0 为标准大气海平面大气静压力,详细参数见文献[8]。在实际应用中,起飞点初始测得初始海拔高度 h_0 ,飞行过程中使用测得的 h_b 减去 h_0 ,即可得到多旋翼无人机飞行高度。

1.3.4 超声波传感器

超声波传感器用来提供近地面约0.2~3m的距离数据,采用PX4LOW光流传感器板载单体超声波模块,其测量模型如下:

$$h_u = kx + b$$

其中, h_u 为超声波测量数据, k 为测量值与实际值之间的比例关系, b 为该超声波传感器固定误差。经标定,测得该参数为 $k \approx 0.996, b = 0.098$ 。由于标定精确度无法达到0.1mm。因此,假定 $k = 1, b = 0$,即超声波测数据为实际高度。

1.4 多传感器融合定位框架

根据前述分析,基于多传感器融合定位框架如图4所示。

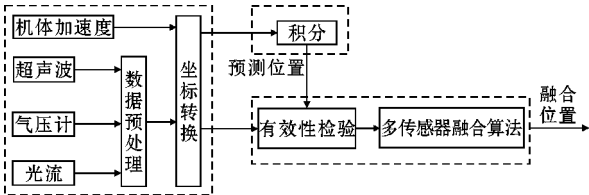


图4 多传感器融合定位框架

图4中,数据预处理表示各传感器原始数据与多旋翼位置相关参数的转换处理过程;坐标转换是将各传感器数据转换至导航坐标系;为保证多传感器数据融合算法的容错性、鲁棒性,在进行数据融合之前先对传感器数据进行检验,检验合格才能被融合。

2 多旋翼无人机多传感器融合定位算法

2.1 卡尔曼滤波

使用多传感器的目的是为了综合各传感器的测量数据,使测量结果更准确、可靠。选择卡尔曼滤波的方法来求取每一种传感器的融合权重。卡尔曼滤波(Kalman Filtering)^[9]是一种利用线性系统状态方程,通过系统输入和输出观测数据,对系统状态进行最优估计的算法。设多传感器融合系统状态方程和测量方程为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k \\ z_{i,k} = H_i \mathbf{x}_k + \varepsilon_{i,k} \end{cases}$$

式中, \mathbf{x}_k 为 k 时刻状态向量 (x, y, z, v_x, v_y, v_z) ; \mathbf{u}_k 为 Δt 时间内的输入加速度 \mathbf{a}_N ; \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 为输入量与状态变量之间的状态转移矩阵; H_i 为各传感器与测量值之间的传递系数; $z_{i,k}$ 为第 i 个传感器测量值; \mathbf{w}_k 表示系统过程噪声, $\varepsilon_{i,k}$ 表示第 i 个传感器测量噪声。 \mathbf{w}_k 和 $\varepsilon_{i,k}$ 均服从零均值高斯噪声,并且相互独立,即: $\mathbf{w}_k \sim N(0, Q_k)$, $\varepsilon_{i,k} \sim N(0, R_{i,k})$ 。

卡尔曼滤波算法分为时间更新和测量更新两部分。根据文献[9]有如下关系:

预测更新

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} &= \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_k \\ \mathbf{P}_{k|k-1} &= \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}_k \end{aligned}$$

测量更新

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_k &= \frac{\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}^T}{\mathbf{H}\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k} \\ \hat{\mathbf{x}}_{k|k} &= \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k(\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \\ \mathbf{P}_{k|k} &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H})\mathbf{P}_{k|k-1} \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 为状态预测值, $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$ 为上一时刻最优估计值, $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 为本次待求解最优估计值; $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 为预估协方差矩阵, $\mathbf{P}_{k-1|k-1}$ 本次最优估计的协方差矩阵; \mathbf{K}_k 为卡尔曼增益。

式(1)展开得:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}(\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H}) + \mathbf{K}_k\mathbf{Z}_k$$

因此,卡尔曼滤波实际是动态求取一个卡尔曼增益 \mathbf{K}_k ,对预测值 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 和测量值 \mathbf{Z}_k 做一阶低通滤波,从而达到最优融合的目的。从卡尔曼滤波的迭代过程可

以看出,只要给定初始最优估计协方差以及合适的测量噪声方差、系统过程噪声方差,经过不断的迭代就能够实现最系统状态的最优估计。

2.2 预测数据误差抑制

基于加速度积分的系统状态更新方程为

$$\mathbf{x}_{k|k-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}'_{k|k} \\ \mathbf{v}_{k|k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{k|k-1} \\ \mathbf{v}_{k|k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \times \mathbf{u}_{k-1}$$

其中, $\mathbf{x}'_{k|k}$ 表示系统状态的位置分量。在数据离散化计算过程中,假定加速度 \mathbf{u}_{k-1} 在步长时间 Δt 内是恒定的。因此步长越小,误差越小。但实际情况下,受嵌入式处理器性能原因, Δt 不可能取很小。采取四阶龙格-库塔法^[10-11],对由步长 Δt 造成的误差进行抑制,可使得局部截断误差为 $O(\Delta t^5)$ 。结合文本状态方程和四阶龙格-库塔算法,有:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k|k-1} = \mathbf{x}_{k-1|k-1} + \frac{\Delta t}{6}(\mathbf{K}_1 + 2\mathbf{K}_2 + 2\mathbf{K}_3 + \mathbf{K}_4) \\ \mathbf{K}_1 = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_k \\ \mathbf{K}_2 = \mathbf{A}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \frac{1}{2}\mathbf{K}_1\Delta t) + \mathbf{B}\mathbf{u}_k \\ \mathbf{K}_3 = \mathbf{A}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \frac{1}{2}\mathbf{K}_2\Delta t) + \mathbf{B}\mathbf{u}_k \\ \mathbf{K}_4 = \mathbf{A}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{K}_3\Delta t) + \mathbf{B}\mathbf{u}_k \end{cases}$$

其中, \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 分别为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

编程实现时, Δt 取多传感器融合算法两次迭代的间隔时间。

2.3 基于卡方检验的数据筛选

由上述分析可知,多传感器数据融合过程是:各位置参数测量传感器根据其卡尔曼增益与预测位置进行融合更新。但问题在于假设某一传感器测量值 $z_{i,k}$ 发生较大变化(变化范围仍然在有效区域内),虽然其测量方差增大,卡尔曼增益减小,但式(3)包含明显误差的数据 $(\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})$ 仍然被融合。经过不断迭代,将会导致融合结果精度严重下降。因此在对数据融合前,应检验数据有效性。

由于卡尔曼滤波算法是一种线性最小方差估计,因此,可以利用预测数据和测量数据残差符合零均值高斯过程^[12],来判断测量数据是否有效。残差 $\mathbf{r}_k: \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$,其协方差方程为

$$\mathbf{S}(k) = \mathbf{H}\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}^T + \mathbf{R}(k) \quad (3)$$

定义卡方检验函数 $\beta_k = \mathbf{r}_k^T \mathbf{S}(k)^{-1} \mathbf{r}_k$, β_k 为服从自由度为 n (观测向量的维数)的卡方分布。当有传感器

数据有较大偏差时, r_k 不再符合零均值高斯过程, β_k 将变大。取传感器对应的 β_k 大于门限值 g_k 时, 虚警概率为 α , 则:

$$P\{\beta_k > g_k\} = \alpha \quad (4)$$

α 为最大虚警概率, 取 $d=0.0001$ 。在某一传感器数据融合前, 先判断其 β_k 与最大虚警概率下的 g_k 值大小。当 $\beta_k > g_k$, 传感器数据无效, 不融合; $\beta_k < g_k$, 传感器数据有效, 融合。超声波传感器、气压计自由度为 1, 光流传感器自由度为 2, 查表得如下判别阈值,

$$g_k = \begin{cases} 8.82050518214, & n = 1 \\ 12.094592431, & n = 2 \end{cases}$$

因此, 在式(1)、(2)所示的协方差更新与数据融合过程前, 进行式(4)所示的数据有效性卡方检验。

2.4 传感器失效处理

当多旋翼无人机水平移动速度超过 1.5 m/s 时, 光流传感器将无法获取无人机有效的速度数据; 当多旋翼无人机飞行高度超过 3 m 时, 超声波传感器将失效, 此时多旋翼无人机高度仅靠气压计测得, 而气压计数据受多旋翼无人机旋翼气流影响较大, 也可能存在突然失效情况。当出现失效情况时, 多旋翼无人机将无法准确计算当前所处位置, 造成无人机位置控制事故。针对这种情况, 做如下探讨性分析:

多旋翼无人机在飞行过程中, 其飞行的高度和水平位置在短时间内不会突变。因此, 传感器失效前的数据仍然具有参考性。基于此, 对测量数据进行一阶低通滤波:

$$Z_k = (1 - a)x_{k-1} + ax_k$$

Z_k 表示处理后的测量数据, x_k 表示本次测量值, x_{k-1} 表示上一时刻系统的最优估计值。当传感器未失效时, 测量数据具有高可靠性, 取 $a = 0.9$; 当传感器失效时, $x_k = 0$, 此时取 a 的选取规则应该使得最终的滤波数据 Z_k 增大。当高度方向传感器失效后, 失效处理将高度数据以增益 a 不断递增(实际高度不变), 根据飞行器高度保持控制规律, 多旋翼无人机将减小动力, 飞行器高度下降。这样处理的依据是: 多旋翼无人机的飞行空间为近地面, 高度方向传感器失效可能是超声波传感器量程超限; 而光流传感器失效多是因为移动速度过快, 或者是飞行高度过高。

2.5 算法实现

2.5.1 参数选择

卡尔曼滤波对系统状态初始、过程噪声、系统噪声协方差选取非常重要, 初始值直接影响滤波器是否收

敛以及收敛速度。根据测试经验, 选取初始值如下:

$$P_{010} = \begin{bmatrix} 0.1 & & & & & \\ & 0.1 & & & & \\ & & 0.1 & & & \\ & & & 0.1 & & \\ & & & & 0.1 & \\ & & & & & 0.1 \end{bmatrix}_{6 \times 6}$$

其中, P_{010} 主对角线上元数指定系统三维位置、速度最大允许误差为 0.1 m。随着迭代、收敛过程, $P_{k|k}$ 主对角线上的值都会减小。

系统过程噪声 Q_k 反应系统建模精确度, 取经验值 0.1。测量噪声 $R_{i,k}$ 根据每一个传感器测量数据可以得出。

2.5.2 多传感器数据融合定位算法

多传感器数据融合定位算法可用图 5 所示。

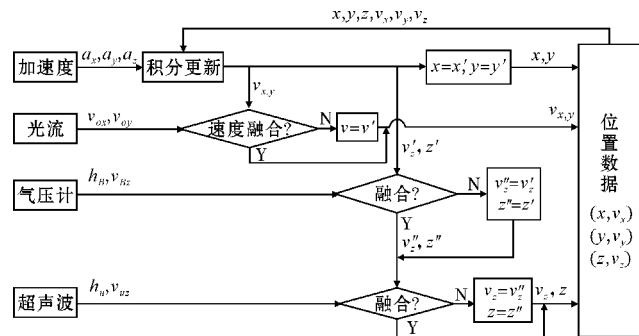


图5 多传感器数据融合定位算法

在 NED 导航坐标系下无人机三维位置为: 正北方向位移 x 、正东方向位移 y 、重力方向位移 z 。因此, 多传感器融合的过程就是: 首先, 由上一时刻位置数据与加速度积分得到当前时刻的预测位置数据 x', y', z' , v'_x, v'_y, v'_z ; 光流速度 v_{ox}, v_{oy} 与预测速度 v'_x, v'_y 融合得到最优水平方向速度 v_x, v_y ; 超声波和气压计高度方向速度 v_{uz}, v_{hz} 分别与预测高度方向速度 v'_z 融合得到最优的高度方向速度 v_z , 超声波和气压计测得高度 h_u, h_b 分别于预测高度 z' 融合得到最优的高度数据 z 。由此, 便得到多旋翼无人机在近地面的定位数据 x, y, z 。

2.5.3 软件流程

基于多传感器融合的多旋翼无人机近地面定位算法实现采用 C/C++ 语言在 STM32F427 微处理编程, 算法流程如图 6 所示。

判断传感器是否融合, 算法流程如图 7 所示。

输出结果表示: 当残差卡方检验正确, 则置位融合该传感器数据标志位, 并输出该传感器卡尔曼增益及预测协方差数据; 当残差卡方检验错误, 则不置位该传感器融合标志位。

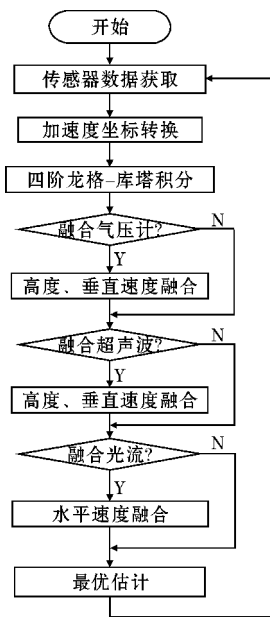


图6 多传感器融合算法流程

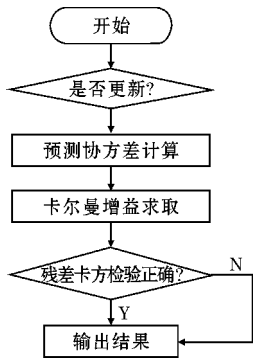


图7 判断传感器是否融合

3 实验与数据分析

实验所用飞行器平台为轴距50 cm×50 cm的多旋翼无人机,如图 8 所示。多旋翼无人机硬件使用 Pixhawk^[13]。



图8 试验用多旋翼无人机

验证多传感器融合算法可行性:操作多旋翼无人机在具有明显纹理的近地面飞行,记录仅靠惯性导航积分定位数据、多传感器融合但不进行卡方检验的定

位数据、融合并进行卡方检验定位数据。分别与实际测量数据进行对比,高度与水平法方向,对比数据分别如表 1、表 2 所示。

表 1 高度方向融合对比/m			
实测距离	惯导积分/误差	融合不检验/误差	融合并检验/误差
0.3	0.5/0.2	0.3/0	0.32/0.02
1.2	2.5/1.3	1.2/0	1.21/0.01
1.5	3.1/1.6	1.55/0.5	1.5/0
2	4.1/2.1	1.88/0.02	2/0
3	5.4/2.4	2.92/0.08	3.01/0.01
5	8.3/3.3	5/0	4.98/0.02
3	5.1/2.1	3.08/0.08	3.01/0.01
2	1.2/0.8	2/0	1.99/0.01
1	0.3/0.7	1/0	1.01/0.01

表 2 正北方向融合对比/m			
实测距离	惯导积分/误差	融合不检验/误差	融合并检验/误差
0	0.36/0.36	0/0	0/0
1	1.3/0.3	1.02/0.02	1.02/0.02
2	2.5/0.5	2.01/0.01	2.03/0.03
3	5.3/2.3	3.03/0.03	3.02/0.02
4	7.6/3.6	4.05/0.05	4.05/0.05
5	10.3/5.3	5.04/0.04	4.94/0.06
10	14.6/4.6	10.05/0.05	9.99/0.01
15	18.3/3.3	15.06/0.06	15.03/0.03
20	26.8/6.8	20.07/0.07	20.05/0.05

表 2 只列出正北方向(x 方向)的位置融合结果,正东方向(y 方向)原理与正北方向一致。从表 1、表 2 可以看出仅仅依靠消费级惯性器件无法完成多旋翼无人机位置计算,而利用多传感器融合之后的位置数据误差不超过 10 cm,进行卡方检验之后精确度有进一步提高。

高度方向传感器失效实验:在多旋翼无人机飞行过程中,通过遥控方式,人为将超声波和气压计数据置 0 一段时间,然后恢复这两种传感器数据。对比失效时间和多旋翼无人机控制效果,实验结果如图 9 所示。

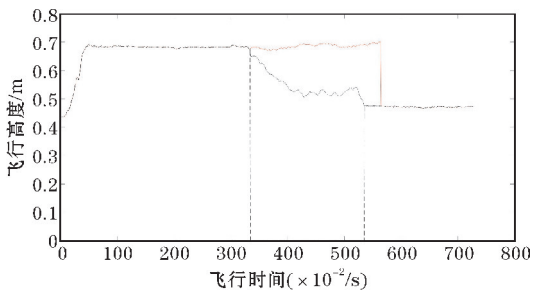


图9 传感器失效处理实验

人为操控在3.2 s处,切断高度反馈(虚线所示),红线为量测传感器失效处理后的融合位置,实线为实际高度。在第5.2 s左右重新接入高度反馈,约0.2 s后融合位置恢复至实际高度。

表3给出了切断高度反馈时高度 $H1$ 、恢复高度反馈时高度 $H2$ 、切断反馈时间间隔 T 、多旋翼无人机状态数据。

表3 高度方向传感器失效实验数据

$H1/m$	$H2/m$	T/s	失效处理效果
0.5	0.3	2	基本能重新保持高度
0.7	0.45	2	能重新保持高度
1.1	0.54	3	基本能重新保持高度
1.1		4	坠地

可以看出,传感器失效时间若在3 s以内,多旋翼无人机在重新获得传感器数据,仍然可以进行高度保持,但超过3 s之后基本不能恢复高度保持。因此,传感器失效时间最大不能超过3 s。

综合测试:在无GPS信号下,从成都信息工程大学IT广场某点为起点,操作飞行器以0.8 m高度,在各教学区飞行,采集数据。原始数融合数据如图10所示。原始数据仅为NED导航坐标系下的三维位置数据,即:正北方向位移、正东方向位移、指向重力方向的位移。

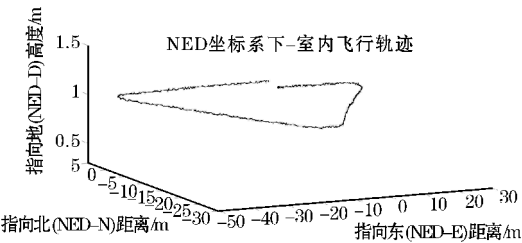


图10 多旋翼无人机近地面飞行原始定位数据

以IT广场某一点GPS坐标为参考,将采集数据转换至GPS坐标下,再将数据导入百度地图。位置轨迹如图11所示。



图11 GPS坐标系下多旋翼无人机近地面轨迹

根据图11,与实测位置、距离数据比较,最大误差不超过30 cm,完全满足多旋翼无人机在近地面飞行时的定位要求。

从实验分析可知,所提算法在传感器短时失效时,仍具有一定鲁棒性;在无GPS信号的情况下,依据所述多传感器融合及有效数据检验方法,可以较为准确地对近地面飞行的多旋翼无人机位置进行准确计算。

4 结束语

针对多旋翼无人机在近地面无GPS信号情况下的定位问题,提出采用卡尔曼滤波与卡方检验的多传感器融合算法,融合惯性导航、光流传感器、超声波传感器、气压计数据,能够准确计算出多旋翼无人机在近地面空间飞行的实时位置。另外对传感器失效时,没有反馈数据情况作了探讨性研究,即根据短时间无人机的状态不会突变,使用历史数据模拟反馈。试验证明,在多旋翼无人机平稳飞行、短时间内高度方向传感器失效,尚可正确估计多旋翼无人机位置,水平方向验证效果不佳。对于传感器失效情况下,仅依靠惯性导航如何提高多旋翼无人机位置估计准确度问题,还需深入研究。

参考文献:

[1] 焦竹青,熊伟丽,张林,等.基于信任度的多传感器数据融合及其应用[J].东南大学学报(自然科学版),2008(s1):253-257.

[2] Moon H S,Yong B K,Beattie R J. Multi sensor data fusion for improving performance and reliability of fully automatic welding system[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2006,28(3/4):286-293.

[3] Wang J H,Gao Y. Multi-sensor data fusion for land vehicle attitude estimation using a fuzzy expert system[J]. Data science Journal,2006,4(1):127-139.

[4] Munguia R,Grau A. A Practical Method for Implementing an Attitude and Heading Reference System[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems,2014,11(1):1.

[5] 张荣辉,贾宏光,陈涛,等.基于四元数法的捷联式惯性导航系统的姿态解算[J].光学精密工程,2008,16(10):1963-1970.

[6] Mahony R,Kumar V,Corke P. Multirotor Aerial

- Vehicles: Modeling, Estimation and Control of Quadrotor[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2012, 19(3): 20–32.
- [7] Honegger D, Meier L, Tanskanen P, et al. An open source and open hardware embedded metric optical flow CMOS camera for indoor and outdoor applications[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2013: 1736–1741.
- [8] 郝振海. 组合传感器仪表关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2010.
- [9] Welch G, Bishop G. An Introduction to the Kalman Filter[J]. University of North Carolina at Chapel Hill, 2013, 8(7): 127–132.
- [10] Dekker K, Verwer J G. Stability of Runge-Kutta methods for stiff nonlinear differential equations[J]. Mathematics of Computation, 1984, 47.
- [11] Faragher R. Understanding the Basis of the Kalman Filter Via a Simple and Intuitive Derivation [Lecture Notes][J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2012, 29(5): 128–132.
- [12] 周俊, 张鹏. 基于灰色预测的农业机器人 GPS 导航系统硬故障隔离[J]. 农业机械学报, 2010, 41(12): 165–168.
- [13] Meier L, Tanskanen P, Heng L, et al. PIXHAWK: A micro aerial vehicle design for autonomous flight using onboard computer vision[J]. Autonomous Robots, 2012, 33(1/2): 21–39.

Location Algorithm based on Multi-sensor Fusion for Multi-rotor Aerial Vehiclesto Flight Near the Ground

WANG Zhou¹, YANG Ming-xin², WANG Xin-yuan³

(1. College of Electronic Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China; 2. Electronic Experimental Center, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China; 3. College of Control Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

Abstract: In order to make the Multi-rotor still has the ability of location in the Near-ground environment without GPS, we proposed a Multi-sensor Fusion Localization Algorithm based on inertial navigation, optical flow sensor, ultrasonic sensor and barometer sensor. Through analysing the mathematical relationship between the position of Multi-rotor's motion and these sensors, establishing the Kalman filter equation based on Multi-sensor data Fusion. Then processing error-data and Chi-square test for sensors. Finally calculating the position for Multi-rotor to flight Near the Ground. The experiment shows that the proposed Localization Algorithm can calculate the position in real time and accurately for the Multi-rotor unmanned aerial vehicle to flight Near the ground.

Keywords: localization algorithm; Multi-sensor fusion; Kalman filter; processing error data; Chi-square test