

# 一种小型无人旋翼机高度信息融合方法

雷旭升, 李晶晶, 郭克信, 杜玉虎

(北京航空航天大学, 惯性技术国家级重点实验室, 新型惯性仪表与导航系统国防重点学科实验室, 北京 100191)

**摘要:** 针对小型无人旋翼机在起降过程中, 由于地效、外扰作用造成的高度传感器量测信息不精确的问题, 提出一种基于单目视觉信号的高度获取方法, 通过利用改进的大津法及仿射不变矩的方法提高目标识别的准确性; 并针对视觉图像受噪声干扰、气压传感器存在误差积累、GPS 测量精度不精确以及超声量程有局限性的问题, 提出一种基于残差信息的自适应卡尔曼滤波, 将视觉信息、气压高度计、GPS 和超声高度信息进行融合, 以提高全量程的高度估计的精度。最后通过静态测试实验、自主悬停以及自主降落实验验证本方法的有效性。

**关键词:** 小型无人旋翼机 (SUAR); 单目视觉; 高度信息融合; 自适应卡尔曼滤波

**中图分类号:** TP249

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1002-0446(2012)-04-0432-08

## An Altitude Information Fusion Method for Small Unmanned Aerial Rotorcrafts

LEI Xusheng, LI Jingjing, GUO Kexin, DU Yuhu

(Key Laboratory of Fundamental Science for National Defense, Novel Inertial Instrument and Navigation System Technology,  
National Key Laboratory of Inertial Technology, Beihang University, Beijing 100191, China)

**Abstract:** Focusing on the low precision of the altitude sensors for the small unmanned aerial rotorcraft (SUAR) due to the ground-effect and external disturbances in the process of taking off and landing, a method based on monocular vision is proposed to get altitude information. With the improved Ostu method and the affine invariant moments, the system can realize the high precision target recognition. Furthermore, to deal with the problems of the image noise, the measurement error for the barometric sensor and GPS (global positioning system), and the limited measurement range of ultrasonic sensor, an adaptive Kalman method based on residual error is proposed to fuse the data of altitude information from vision system, barometric altimeter, GPS and ultrasonic sensors. Thus, the SUAR can get altitude information of high precision in whole measuring range. Finally, the effectiveness of the proposed method is tested by the static test, hovering flight test and automatic landing test.

**Keywords:** small unmanned aerial rotorcraft (SUAR); monocular vision; altitude information fusion; adaptive Kalman filter

## 1 引言 (Introduction)

小型无人旋翼飞行器 (SUAR) 具有尺度小、成本低、机动性好等优点, 能够实现垂直起降、低空悬停的功能, 在军用和民用方面应用前景广泛<sup>[1]</sup>。

为完成预定科研任务, SUAR 需要基于传感信息进行高精度位置和姿态控制, 高度信息作为信息源的重要组成部分, 对系统的控制性能具有重要影响<sup>[2]</sup>, 尤其是在城市低空环境中, 高度测量不精确很容易造成机体坠落。但由于 SUAR 受尺寸、重量、成本等限制, 其高度信息的测量只能通过气压高度计、输出定位高度的全球定位系统 (GPS)、超声测高模块等体积小且功耗低的器件来获得。

气压高度计结构简单且自主能力强, 但其误差

容易受器件自身的零点漂移、温度漂移及外界环境干扰的影响, 测量误差会因高度的降低而增大, 因此测量准确度难以保证<sup>[3]</sup>。GPS 信号虽然具有定位准确度高、误差不会随时间积累等优势, 但 GPS 信号更新频率慢, 且容易受到外界干扰, 尤其是在城市中多建筑物的工作环境, 更容易出现遮挡现象, 从而影响测量精度<sup>[4]</sup>。超声可以提供高精度的高度测量信息, 但其量程有局限性, 超出量程范围将不能提供精确的测量信息。因此, 受各传感器自身特性以及测量条件等的限制, 单一传感器的高度测量精度很难满足 SUAR 实际工作环境的要求。

机器视觉具有经济、无源、信息丰富等特性, 已经成为 SUAR 自主着陆中不可或缺的重要信息

源<sup>[5]</sup>。但视觉信息也容易受到环境光照强度等的变化影响,从而影响解算效果。因此,本文将视觉信息与气压高度计、GPS 和超声信息进行融合,获得高精度的高度值,为 SUAR 执行相关任务提供更精确的高度信息。

针对 SUAR 在起降过程中高度传感器信息不精确的问题,本文提出基于修正的大津法及仿射不变矩法进行图像识别,并通过自适应卡尔曼滤波的方法实现多源高度信息融合,减少因视觉受噪声干扰、气压传感器存在误差积累、GPS 测量精度受星数波动影响以及超声量程范围有限所造成的测量不精确的问题,实现高精度信息的获取。

2 系统组成 (System composition)

2.1 总体设计

基于单目机器视觉构建的 SUAR 信息测量系统,主要由机上系统 (CCD 摄像机、视频采集卡、微小型惯性导航系统、数传系统) 和地面站构成。整个视觉系统的工作流程如图 1 所示。

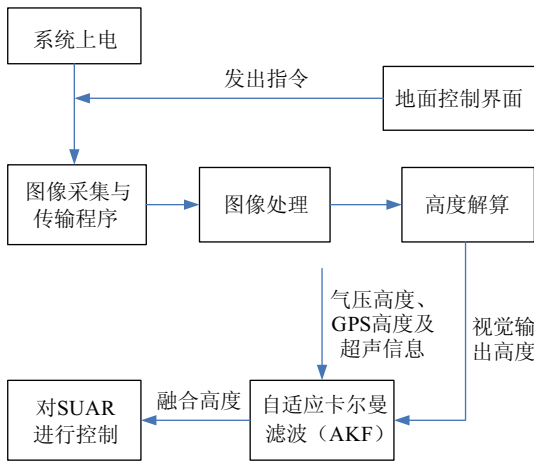


图 1 视觉系统框架图  
Fig.1 Structure of the vision system

地面站接收到任务指令后,通过数传电台将控制指令上传到机载系统;机载系统上电接收到地面指令后,通过安装在 SUAR 底部的摄像机进行图像采集,导航系统对采集到的视频帧进行实时处理,经过高度解算,获得相应的高度信息,然后基于自适应卡尔曼滤波 (AKF) 方法,将其与 GPS、气压高度和超声信息进行高度融合,从而获得最终的高度信息,机载系统对 SUAR 做出相应的控制。

2.2 基于视觉系统的高度解算

SUAR 在执行任务过程中,基于地面标志物进行高度解算,主要包括图像的灰度化<sup>[6]</sup>及二值化、滤波去噪、轮廓提取<sup>[7]</sup>以及高度解算,基本过程如图 2 所示。

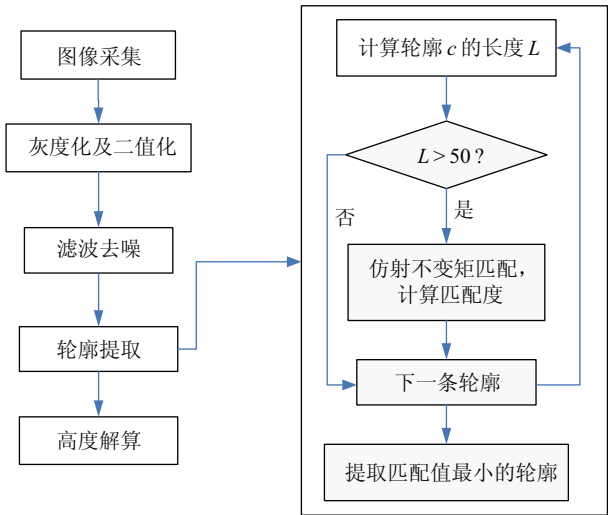


图 2 图像处理及高度解算流程  
Fig.2 Image processing and altitude computing process

2.2.1 图像预处理

SUAR 接收到自主降落指令,抵达降落场地上空时,基于传感器信息实现高精度位置和姿态控制。在其俯仰角和横滚角较小的情况下,视觉系统可提供一类有效的高度信息源。视觉系统采集到的图像为真彩色图像,为提高图像处理速度,需首先将其转换为灰度图像,再对灰度图像进行二值化处理,确定其阈值,进行图像分割。目前常用的二值化方法是大津法<sup>[8]</sup>,它能较稳定地选出单帧图像的自适应阈值,但对噪声和目标大小很敏感,易受周围环境的复杂性及光照变化的影响,当背景与目标间灰度相差不明显时,二值化后的图像会出现大块黑色区域,甚至会出现丢失整幅图像信息的情况。因此,本文提出一种修正的大津法,通过利用类间方差作为评估基准,构建最优化的二值化阈值进行图像处理,从而实现背景与目标灰度的有效区分。其解算流程如图 3 所示。

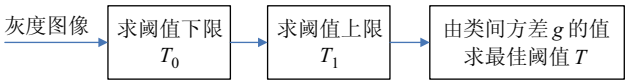


图 3 修正的大津法  
Fig.3 The improved Ostu method

- (1) 由于目标的灰度高于图像的平均灰度,所以求出 2 维图像像素值  $f(x,y)$  的平均灰度  $T_0$  作为二值化的阈值下限,其中,  $T_0 = \left( \sum_x \sum_y f(x,y) \right) / (uv)$ ,  $u、v$  分别为图像的列数和行数,  $(x,y)$  为图像像素的坐标。
- (2) 计算  $f(x,y)$  中灰度大于  $T_0$  的所有像素的灰度均值  $T_1$ , 作为阈值的上限。

(3) 选取灰度  $T$  ( $T_0 < T < T_1$ ), 灰度在  $T_0$  到  $T$  间的像素个数占  $f(x,y)$  的比例为  $w_0$ , 平均灰度为  $u_0$ ; 灰度在  $T$  到  $T_1$  间像素个数占  $f(x,y)$  的比例为  $w_1$ , 平均灰度为  $u_1$ ;  $f(x,y)$  的总平均灰度为  $u$ , 类间方差为  $g$ . 当  $g = w_0 w_1 (u_0 - u_1)^2$  取最大值时,  $T$  为最佳二值化阈值.

由于 SUAR 实际工作环境的复杂性, 图像中不可避免地存在噪声干扰, 因此需对恶劣环境下得到的低信噪比图像进行去噪处理. 由于最小均方滤波、邻域均值滤波等线性低通滤波器消除噪声时, 存在将图像细节模糊掉的缺点, 因此, 采用中值滤波<sup>[9]</sup>进行去噪操作. 二维中值滤波的输出为

$$g(x,y) = M\{f(x-k, y-l), (k,l \in w)\} \quad (1)$$

其中,  $M$  表示取中值运算,  $f(x,y)$ 、 $g(x,y)$  分别为原始图像和处理后的图像.  $w$  为 2 维模板, 通常为  $2 \times 2$ 、 $3 \times 3$  区域, 或线状、圆形、十字形等. 这样, 数字图像或序列中一点的值用该点的一个邻域中各点值的中值代替, 从而消除孤立的噪声点.  $(k,l)$  为  $w$  区域内像素的坐标.

### 2.2.2 轮廓提取

相对于其它高度传感器, 视觉处理运算量较大. 为满足 SUAR 高精度实时解算的需求, 通过对所得图像基于 Canny 算子进行轮廓提取, 得到初始轮廓, 进行初判断, 剔除部分干扰轮廓; 然后基于仿射不变矩的方法将剩余轮廓与模板图像的轮廓进行匹配, 计算匹配值; 最后选取匹配值最小的轮廓即为所需的轮廓. 由于 SUAR 在执行任务的过程中, 基准图和实时图之间往往存在拍摄距离、角度、位置等的差异, 用传统的 Hu 不变矩会出现匹配精度严重下降的问题. 由此, 基于代数不变性理论, 将所提取图像的三阶仿射不变矩作为特征输入来完成轮廓间的匹配, 以解决图像变形的问题进而提高匹配的精度. 其控制流程如下:

设目标物体的图像用  $f(x,y)$  表示, 其  $p+q$  阶中心矩可表示为

$$u_{pq} = \sum_x \sum_y (x - x_{\text{avg}})^p (y - y_{\text{avg}})^q f(x,y) \quad (2)$$

其中,  $x_{\text{avg}} = m_{10}/m_{00}$ ,  $y_{\text{avg}} = m_{01}/m_{00}$ ,  $m_{00}$ 、 $m_{10}$  和  $m_{01}$  为空间矩,  $m_{ij} = \sum_x \sum_y x^i y^j f(x,y)$ ,  $i, j = 0, 1$ .

由此构造出具有仿射不变性的三阶矩:

$$\begin{cases} I_1 = (u_{20}u_{02} - u_{11}^2)/u_{00}^4 \\ I_2 = (u_{30}^2u_{03}^2 - 6u_{30}u_{21}u_{12}u_{03} + 4u_{30}u_{12}^3 + 4u_{21}^3u_{03} - 3u_{21}^3u_{12}^2)/u_{00}^{10} \\ I_3 = [u_{20}(u_{21}u_{03} - u_{12}^2) - u_{11}(u_{30}u_{03} - u_{21}) + u_{02}(u_{30}u_{12} - u_{21}^2)]/u_{00}^7 \end{cases} \quad (3)$$

然后, 由式 (4) 进行轮廓间的匹配.

$$I(A,B) = \sum_{i=1}^3 |r_i^A - r_i^B| \quad (4)$$

其中,  $A$  为模板轮廓,  $B$  为待匹配轮廓;  $r_i^A = \text{sgn}(I_i^A) \cdot \lg(I_i^A)$ ,  $r_i^B = \text{sgn}(I_i^B) \cdot \lg(I_i^B)$ .  $I(A,B)$  取值越接近于 0, 则  $A$ 、 $B$  两轮廓越匹配.

由此, 通过三阶仿射不变矩的方法提高了轮廓匹配的精度, 使 2 维目标与成像平面成一定角度时, 也能精确地提取出目标的轮廓.

### 2.2.3 高度解算

在高度解算过程中, 匹配后所得的轮廓长度为  $l$  (以像素为单位), 根据针孔摄像机模型有

$$\frac{f}{h} = \frac{l}{L} \quad (5)$$

得到距离的计算公式

$$h = \frac{fL}{l} \quad (6)$$

其中,  $f$  为相机的有效焦距, 可通过摄像机标定获得;  $L$  为轮廓的物理长度.

由于 SUAR 工作环境的不确定, 在执行任务过程中, 姿态会产生一定的变化. 为减少姿态波动对视觉系统测量精度的影响, 基于视觉的高度解算公式定义为

$$h = \frac{fL}{l} \cos \theta \cos \phi \quad (7)$$

其中,  $\phi$  为机体在东北天坐标系下的横滚角,  $\theta$  为该坐标系下的俯仰角, 可由机载传感器通过自适应卡尔曼滤波解算获得<sup>[10]</sup>.

## 3 多传感器误差模型的建立 (Modeling of multi-sensor error)

由于尺寸、重量的限制, SUAR 系统高度测量单元主要由基于微机电 (MEMS) 器件的视觉系统、气压高度计、GPS 和超声系统等体积小、重量轻的传感器构成. 但单一传感器都有自身的局限性, 不能为 SUAR 系统提供全量程的高精度高度信息.

### 3.1 气压高度计

气压高度计主要基于大气压强和高度之间的关系，通过测量大气静压间接测量得到气压高度。由于本文所用的导航坐标系为东北天坐标系，所以在融合之前要将气压高度转化为相对地面的实际高度。当高度在  $0 \sim 11 \text{ km}$  时，气压高度表达式为

$$H = \frac{T_b}{\beta} \left[ \left( \frac{P_H}{P_b} \right)^{-\frac{\beta r}{g_n}} - 1 \right] + H_b \quad (8)$$

其中， $H$  为被测高度， $T_b$ 、 $P_b$ 、 $H_b$  分别为相应大气层的大气温度、大气压力和重力势高度， $P_H$  为实测的所在点大气静压， $\beta$  为温度的垂直变化率， $r$  为空气专用气体常数， $g_n$  为自由落体加速度。

在 SUAR 系统中，由于主桨挥舞产生下洗气流，对气压计的输出造成影响。同时，气压计的输出还受到工作环境的温度、器件自身的零点漂移和温度漂移以及空速管的安装位置影响。由此可得其高度测量方程为

$$h_q = h_0 + \varepsilon_b + \omega_q \quad (9)$$

式中， $h_q$  为气压高度计的测量值， $h_0$  为理想飞行高度； $\varepsilon_b$  和  $\omega_q$  为构成气压高度计的常值偏移和噪声，在高度低于  $50 \text{ km}$  时， $\varepsilon_b$  为随机常值； $\omega_q$  为白噪声，主要由攻角、侧滑角剧烈变化及系统量化噪声引起。

### 3.2 差分 GPS

基于差分 GPS，由 GPS 接收机接收 3 颗以上已知坐标的卫星来交汇出测量点的 3 维坐标，通过计算和转换得到定位高度。其输出值包含有解算、传输的噪声。由此，可建立 GPS 高度量测方程：

$$h_g = h_0 + \omega_g \quad (10)$$

其中， $h_g$  为 GPS 的测量值， $\omega_g$  为量测噪声，可视为白噪声。

### 3.3 视觉测量

在视觉测量过程中，图像系统的误差主要表现为呈现的几何畸变误差，其产生的主要原因有镜头畸变误差、感光像元排列误差和透视误差，但可以通过摄像系统的标定予以校正。同时，对光照、几何失真引起的测量误差，可通过改进的大津法及仿射不变矩的方法进行修正。此外，图像中成像、数字化和传输过程中会受到各种噪声干扰，这些噪声使获得的图像上像素灰度值不能正确反映实际物体对应点光强值，是图像系统随机误差的主要来源。由此，可建立视觉高度测量方程：

$$h_v = h_0 + \omega_v \quad (11)$$

其中， $h_v$  为视觉的测量值， $\omega_v$  为摄像系统的随机误差。

### 3.4 超声系统

SUAR 采用的超声波测高模块为静电超声波变送器 Mini-S，测量范围为  $0.15 \text{ m} \sim 3.05 \text{ m}$ 。测量精度为千分之一量程，可达  $3 \text{ mm}$ 。但超过量程范围后，测量精度明显降低。因此，构建超声系统高度量测方程：

$$h_c = \begin{cases} \omega_c, & h \geq 3 \text{ m} \\ h_0 + \omega_c, & h < 3 \text{ m} \end{cases} \quad (12)$$

其中， $h_c$  为超声系统输出， $\omega_c$  为超声系统随机误差，范围有界；而  $\omega_c$  为超声系统超出量测范围后的随机值，范围无界。

## 4 基于自适应卡尔曼滤波的高度信息融合 (Altitude information fusion based on AKF)

在实际的滤波过程中，由于视觉系统和 GPS 受环境干扰及测量噪声等不确定因素的干扰，导致测量数据会不同程度影响滤波过程，甚至使滤波系统发散。由此，根据机载传感器误差特性，基于残差信息设计自适应卡尔曼滤波算法来有效抑制噪声干扰，提高高度信息的测量精度。

### 4.1 系统状态方程

SUAR 的高度主要通过主桨总距控制，受俯仰角和主桨转速的影响。由此构建 SUAR 的运动学模型<sup>[11]</sup>：

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = f_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = f_2 \\ \quad = a_0 + a_1 x_2 + a_2 x_2^2 + (a_3 + a_4 x_4 - \sqrt{a_5 + a_6 x_4}) x_3^2 \\ \dot{x}_3 = f_3 + u_1 = a_7 + a_8 x_3 + (a_9 \sin x_4 + a_{10}) x_3^2 + u_1 \\ \dot{x}_4 = f_4 = x_5 \\ \dot{x}_5 = f_5 + u_2 \\ \quad = a_{11} + a_{12} x_4 + a_{13} x_3^2 \sin x_4 + a_{14} x_5 + u_2 \end{cases} \quad (13)$$

式中  $\mathbf{x} = [h, \dot{h}, w, \theta, \dot{\theta}]^T$ ，输入  $\mathbf{u} = [u_1, u_2]^T$ ，其中  $h$  为高度， $w$  为主桨转速， $\theta$  为旋翼桨叶的总距俯仰角。油门控制输入  $u_1$  作用于  $\dot{w}$ ，对桨叶转速和总距俯仰角都有控制关系；总距控制  $u_2$  作用于  $\ddot{\theta}$ ，总距俯仰角和桨叶转速也有控制关系。式中的  $a_i$  ( $i = 0, 1, \dots, 14$ ) 可以通过自适应遗传算法进行辨识获得<sup>[12]</sup>。

则由式 (13) 得到 SUAR 高度的状态方程可以表示为

$$\dot{h} = f(x) \quad (14)$$

## 4.2 量测方程

SUAR 在超低空飞行过程中, 由于受地效影响, 气压传感器误差增大, 而超声传感器可以提供较高精度的测量结果. 因此, 基于超声量测范围, 构建量测方程.

当超声测量值大于 3 m, 系统处于超声精确测距范围之外, 由此基于视觉系统、气压高度计和 GPS 信号构建 SUAR 观测方程, 定义如下:

$$\begin{bmatrix} h_q \\ h_g \\ h_v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_0 \\ \varepsilon_b \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega_q \\ \omega_g \\ \omega_v \end{bmatrix} \quad (15)$$

即

$$\mathbf{Z}_{k1} = \mathbf{H}_{k1} \mathbf{X}_{k1} + \boldsymbol{\zeta}_{k1} \quad (16)$$

其中, 观测量  $\mathbf{Z}_{k1} = [h_q \ h_g \ h_v]^T$ , 系统状态向量  $\mathbf{X}_{k1} = [h_0 \ \varepsilon_b]^T$ ,  $\mathbf{H}_{k1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$ , 量测噪声  $\boldsymbol{\zeta}_{k1} = [\omega_q \ \omega_g \ \omega_v]^T$ .

当超声测量值小于 3 m, 即系统处于超声精确测距范围内, 基于视觉系统、超声系统和 GPS 信号构建 SUAR 观测方程, 定义如下:

$$\begin{bmatrix} h_g \\ h_v \\ h_c \end{bmatrix} = h_0 + \begin{bmatrix} \omega_g \\ \omega_v \\ \omega_c \end{bmatrix} \quad (17)$$

即

$$\mathbf{Z}_{k2} = \mathbf{H}_{k2} \mathbf{X}_{k2} + \boldsymbol{\zeta}_{k2} \quad (18)$$

其中, 观测量  $\mathbf{Z}_{k2} = [h_g \ h_v \ h_c]^T$ ,  $\mathbf{H}_{k2} = \mathbf{I}_{1 \times 1}$ , 系统状态向量  $\mathbf{X}_{k2} = h_0$ , 量测噪声  $\boldsymbol{\zeta}_{k2} = [\omega_g \ \omega_v \ \omega_c]^T$ .

## 4.3 自适应卡尔曼滤波算法

基于机载传感器误差特性, 构建自适应卡尔曼滤波方程如下:

状态一步预测方程:

$$\begin{cases} \hat{h}_{(k+1|k)} = \hat{h}_{(k|k)} + \int f(x) dt \\ \hat{\varepsilon}_{(k+1|k)} = \hat{\varepsilon}_{(k|k)} \end{cases} \quad (19)$$

量测的一步预测方程:

$$\hat{\mathbf{Z}}_{k+1} = \mathbf{H}_{k+1} \hat{\mathbf{X}}_{k+1/k} \quad (20)$$

一步预测均方误差:

$$\mathbf{P}_{k+1/k} = \mathbf{P}_k + \mathbf{Q}_k \quad (21)$$

滤波增益:

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

状态估计:

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = \hat{\mathbf{X}}_{k+1/k} + \mathbf{K}_{k+1}^* (\mathbf{Z}_{k+1} - \hat{\mathbf{Z}}_{k+1}) \quad (23)$$

其中,  $\mathbf{K}_{k+1}^*$  为基于残差修正后的滤波增益.

状态估计均方误差:

$$\mathbf{P}_{k+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1}^* \mathbf{H}_{k+1}) \mathbf{P}_{k+1/k} \quad (24)$$

根据式 (19) ~ (24), 可得卡尔曼滤波的估计残差为

$$\tilde{\mathbf{Z}}_{k+1} = \mathbf{Z}_{k+1} - \hat{\mathbf{Z}}_{k+1} \quad (25)$$

其方差为

$$\tilde{\mathbf{P}}_{k+1} = \mathbf{H}_{k+1} \hat{\mathbf{P}}_{k+1/k} \mathbf{H}_{k+1}^T + \mathbf{R}_{k+1} \quad (26)$$

其中,  $\mathbf{P}_k = E\{(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}_k)(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}_k)^T\}$ ,  $\mathbf{Q}_k = E\{\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^T\}$ ,  $\mathbf{R}_k = E\{\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T\}$ ,  $E$  表示均值运算,  $\mathbf{P}_{k+1}$  为估计均方误差阵,  $\mathbf{Q}_{k+1}$  为系统噪声协方差矩阵,  $\mathbf{R}_{k+1}$  为量测噪声协方差矩阵.

当测量数据中没有干扰数据时, 残差  $\tilde{\mathbf{Z}}_k(i)$  为零均值高斯白噪声; 当存在干扰数据时, 残差  $\tilde{\mathbf{Z}}_k(i)$  的均值不再为零, 此时根据残差及其构成的统计量, 计算其均值和方差, 再根据它们的值实时在线控制增益  $\mathbf{K}_k^*$  的大小, 即当残差值较大时就将  $\mathbf{K}_k^*$  调小, 而当残差非常大时, 则将  $\mathbf{K}_k^*$  置零. 由此, 基于残差信息构建的修正后的滤波增益  $\mathbf{K}_k^*$  如下:

$$\mathbf{K}_k^* = \begin{cases} \mathbf{K}_k, & |\tilde{\mathbf{Z}}_k(i)| \leq 2\sqrt{\tilde{\mathbf{P}}_k} \\ n\mathbf{K}_k, & |\tilde{\mathbf{Z}}_k(i)| > 2\sqrt{\tilde{\mathbf{P}}_k} \end{cases} \quad (27)$$

其中,  $\tilde{\mathbf{Z}}_k(i)$  为  $\tilde{\mathbf{Z}}_k$  的第  $i$  ( $i=1,2,3$ ) 个分量,  $n \in [0,1]$ .

通过建立自适应卡尔曼滤波器, 在组合导航高度不准确时, 系统依旧可以获得较高精度的高度信息.

## 5 实验验证 (Experimental test)

### 5.1 实验平台

基于雷虎 90 小型无人旋翼飞行器构建飞行测试平台, 如图 4 所示. 其主旋翼直径 1.46 m、机身长 1.3 m、总质量约 5 kg (包括飞行器本体、飞行控制系统、视觉系统、GPS 接收机、通讯系统、供电系统及 500 ml 燃料). 高度测量单元由视觉系统、气压高度计、差分 GPS 和超声等 4 部分构成.



图 4 SUAR 实验平台

Fig.4 SUAR experimental platform

视觉系统采用图 1 所示的构建模式, 其中, 视觉传感器采用 DH-SV1421FM 数字摄像机, 镜头定焦为 8 mm, 分辨率为 768×494 像素. 在实验中, SUAR 识别的对象为 1 m×1 m 的真实 H 型地标.

## 5.2 H 型桌面静态测试实验

为验证基于针孔成像模型的单目视觉方法的精度及可行性, 基于组建的视觉测量系统在室内自然光环境下进行了定点测量. 即在距离 H 型标志 (20 cm×20 cm) 不同距离的地方用视觉系统获取标志的图像, 由高度解算程序得到相应的距离解算结果. 图 5 为 3 组定点测量的距离误差.

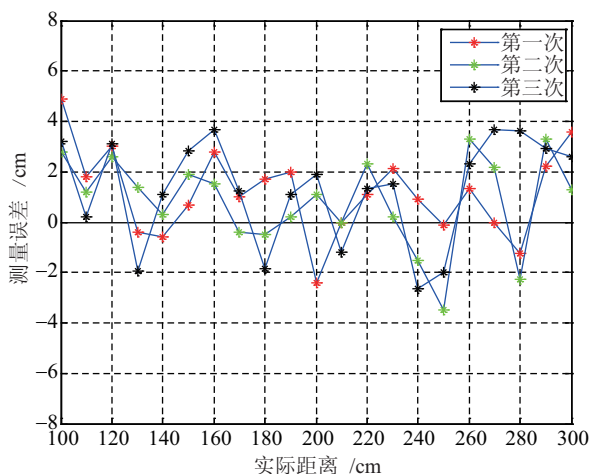


图 5 桌面静态标定测试误差

Fig.5 Errors of the static calibration test on desktop

由图 5 可以看出, 所采用的测量方法在相同情况下 3 次得到的测量结果最大误差不超过 5 cm, 平均误差为 1.80 cm. 因此, 基于改进的大津法及仿射不变矩的图像处理方法可行有效, 高度解算精度较高, 可为进一步的高度融合提供有效的信息源.

## 5.3 融合高度静态测试实验

由于载重的限制, 小型无人旋翼机在飞行时不能携带如激光测距仪等高精度测量设备, 因而缺乏一个高精度的高度测量基准. 为验证高度融合算法的精度, 以 8 层教学楼楼间天井为测试平台, 构建高度测量基准. 即在天井的楼梯上选取几个标志点,

用卷尺量出各邻近标志点之间的高度差, 为高度测量提供一个绝对基准. 经测量得到从地面至楼梯 4 楼 4 个高度分别为:

1 层至地面:  $\Delta h_1 = 5.12 \text{ m}$

2 层至地面:  $\Delta h_2 = 9.32 \text{ m}$

3 层至地面:  $\Delta h_3 = 13.52 \text{ m}$

4 层至地面:  $\Delta h_4 = 17.72 \text{ m}$

基于视觉系统和组合导航系统在每个标志点进行 1 min 的数据采集, 然后进行高度对比. 实验结果如图 6 所示.

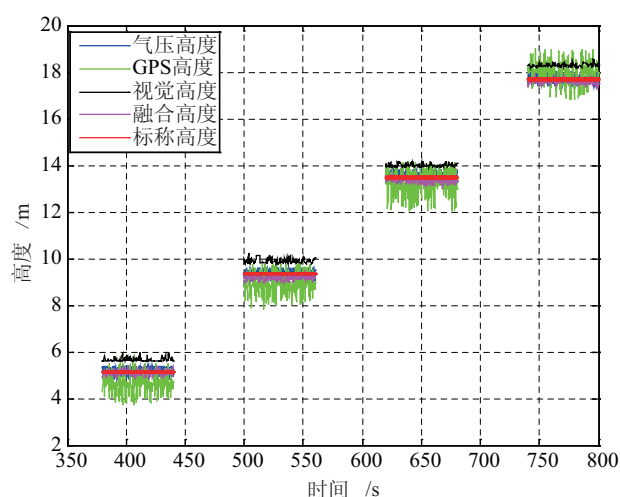


图 6 楼梯静态测试实验

Fig.6 Static test on stairs

可以看出, GPS 信号由于受到环境限制, 测量效果最差, 最大误差为 1.49 m, 平均误差为 0.760 m; 受楼间光照因素等影响, 视觉系统最大测量误差约为 GPS 误差的 2/3; 由于高度静态标定测试中不存在主桨下洗气流的干扰, 气压计可以提供相对精确的测量信息, 测量平均误差为 0.175 m; 基于单目视觉的高度信息融合方法解算的高度值精度最高, 与标称值间的最大误差为 0.30 m, 平均误差为 0.133 m; 此外, 各传感器输出对应的均方差分别为 0.165 m、0.351 m、0.092 m 和 0.072 m. 可见, 基于单目视觉的高度信息融合方法可弥补各传感器的不足, 实现高精度的高度测量.

## 5.4 定点悬停实验

为了验证基于视觉的融合算法的动态性能, 基于 SUAR 飞行测试平台在风力小于 2 级的微风条件下进行了定点悬停实验. 目标高度为 10 m, SUAR 通过基于单目视觉的融合高度来实现稳定性控制, 各传感器及融合数据如图 7 所示.

可以看出, 单一传感器易受外界环境的影响, 所测得的高度值波动比较大, 基于气压计、GPS 和视



觉系统的高度平均误差分别为 0.674 m、0.538 m 和 0.498 m, 而融合高度最大误差小于 1.30 m, 平均误差为 0.328 m, 其对应的均方差分别为 0.369 m、0.253 m、0.380 m 和 0.249 m, 飞行高度比较平稳。

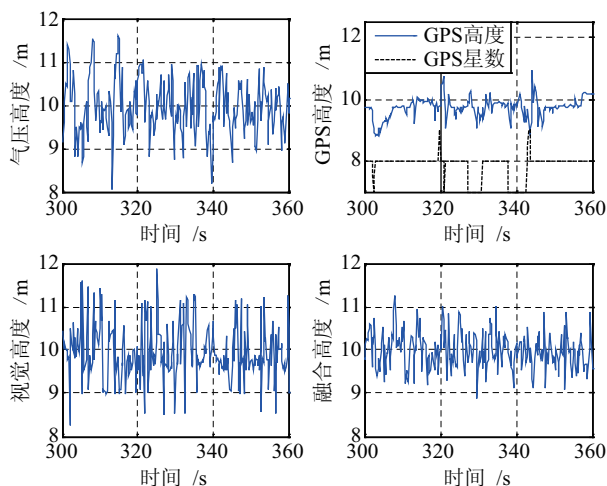


图7 SUAR 定点悬停测试

Fig.7 SUAR spot hovering test

### 5.5 自主降落实验

为了进一步验证基于视觉的融合算法的有效性, 基于 SUAR 飞行平台在北京市永丰科技园进行了自主降落实验. SUAR 接收到自主降落指令后, 改变当前工作状态, 以降落标志上方的  $P_1(0,0,10)$  点为目标悬停点, 进行任务飞行; 到达  $P_1$  点后, 先进入悬停状态, 将融合高度作为飞行控制的依据, 并根据位置、速度进行自主判断, 执行自主降落过程, 到达 2 m 高度范围后, 系统启动飞控手行为控制模型, 根据高度误差信息自主降低总距杆量, 减少系统的升力, 克服由于地效和自身能量消耗带来的不确定性. 当进入 0.2 m 的安全范围后, 进入自主油门控制阶段, 实现稳定降落. 其 3 维航迹、速度和姿态如图 8 ~ 10 所示.

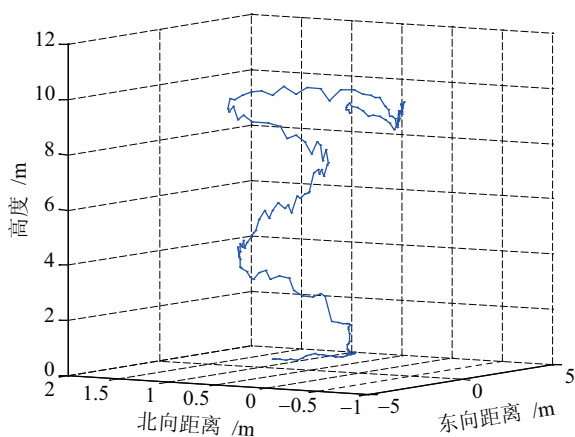


图8 SUAR 系统自主降落 3D 轨迹

Fig.8 3D trajectory of automatic landing of the SUAR system

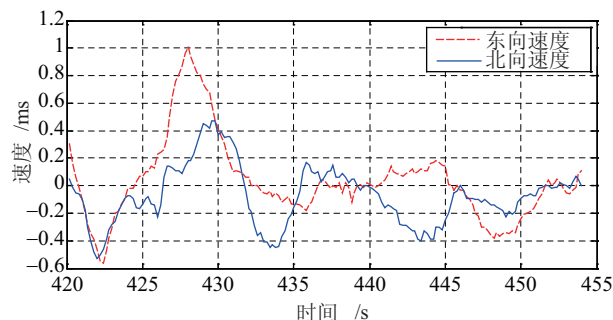


图9 自主降落速度图

Fig.9 Velocities during the automatic landing

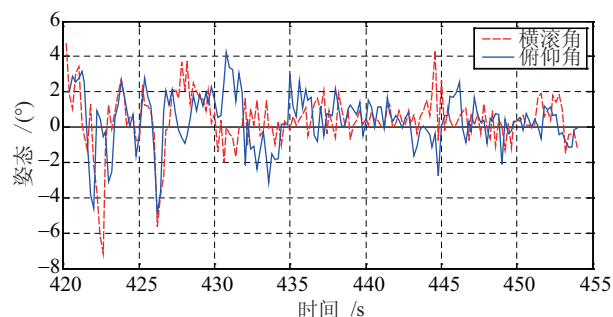


图10 自主降落姿态图

Fig.10 Attitudes during the automatic landing

由图 8 ~ 10 可以看出, 小型无人旋翼飞行器可以实现稳定的自主降落. 在降落过程中, 由于风场干扰、地效的影响, 实际降落点为  $P_2(2.74, 1.73, 0)$ , 在自主降落阶段, 东向距离和北向距离的最大值分别为 2.74 m 和 1.73 m, 滚转角度波动较大, 最大值为  $7.20^\circ$ , 俯仰角最大为  $4.56^\circ$ ; 在降落阶段初期, SUAR 由于受风扰影响, 东向速度最大值为 1.01 m/s, 北向速度最大值为 0.53 m/s, 在降落阶段末期, 东向和北向速度均小于 0.40 m/s. 可见 SUAR 可以基于组合导航系统提供的融合高度信息, 实现稳定的自主降落.

## 6 结论 (Conclusion)

针对 SUAR 系统高度传感器测量信息精度较低、易受环境干扰的问题, 本文提出了基于单目视觉的实时高度测量方法来提高高度信息的精度, 为实现对 SUAR 高度的精确控制提供可靠的保障.

针对由摄像机获取的图像容易受光照等噪声干扰的问题, 在图像处理的过程中提出用修正的大津法得到图像的自适应阈值, 提高系统的抗干扰能力, 对图像进行分割. 同时, 采用改进的三阶仿射不变矩的方法进行轮廓匹配, 有效提取地标的轮廓. 同时, 针对 SUAR 机载传感特性, 提出基于残差信息的自适应卡尔曼滤波的方法, 对视觉系统解算得到的高度信息、气压高度计及 GPS 和超声的高度测量

信息进行融合, 获得高精度全量程的高度信息. 经大量的地面和飞行实验验证, 该融合算法能有效消除噪声干扰, 提高了测量的精度.

### 参考文献 (References)

- [1] Bayraktar S, Feron E. Experiments with small unmanned helicopter nose up landings[J]. *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 2009, 32(1): 332-337.
- [2] Lara D, Romero G, Sanchez A. Robustness margin for attitude control of a four rotor mini-rotorcraft[J]. *Mechatronics*, 2010, 20(1): 143-152.
- [3] 胡永红. 数据融合方法在小型飞行器高度定位中的应用 [J]. *计算机测量与控制*, 2006, 14(10): 1371-1373.  
Hu Y H. Application of data fusion approach on altitude location for small aircraft[J]. *Computer Measurement & Control*, 2006, 14(10): 1371-1373.
- [4] Li X. Comparing the Kalman filter with a Monte Carlo-based artificial neural network in the INS/GPS vector gravimetric system[J]. *Journal of Geodesy*, 2009, 83(9): 797-804.
- [5] 王先敏, 曾庆化, 熊智, 等. 视觉导航技术的发展及其研究分析 [J]. *信息与控制*, 2010, 39(5): 607-613.  
Wang X M, Zeng Q H, Xiong Z, et al. Development and research analysis on vision-based navigation technologies[J]. *Information and Control*, 2010, 39(5): 607-613.
- [6] 谢荣荣. 基于光电成像的组合导航技术研究 [D]. 西安: 西北工业大学, 2006.  
Xie R R. The integrated navigation technology based on optoacoustic imagery[D]. Xi'an: Northwest Polytechnical University, 2006.
- [7] 方挺, 杨忠, 沈春林. 无人机编队视频序列中的多目标精确跟踪 [J]. *山东大学学报: 工学版*, 2008, 38(4): 22-26, 74.  
Fang T, Yang Z, Shen C L. Multiple targets accurate tracking

on UAV formation video sequences[J]. *Journal of Shangdong University: Engineering Science*, 2008, 38(4): 22-26, 74.

- [8] 江明, 刘辉, 黄欢. 图像二值化技术的研究 [J]. *软件导刊*, 2009, 8(4): 175-177.  
Jiang M, Liu H, Huang H. The research of binarization[J]. *Software Guide*, 2009, 8(4): 175-177.
- [9] Mukundan R, Ragh N R V, Philip N K. A vision based attitude and position estimation algorithm for rendezvous and docking[J]. *Journal of Spacecraft Technology*, 1994, 4(2): 60-67.
- [10] 曹娟娟, 房建成, 盛蔚. 低成本多传感器组合导航系统在小型无人机自主飞行中的研究与应用 [J]. *航空学报*, 2009, 30(10): 1923-1929.  
Cao J J, Fang J C, Sheng W. Study and application of low-cost multi-sensor integrated navigation for small UAV autonomous flight [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2009, 30(10): 1923-1929.
- [11] 刘金琨. 机器人控制系统的设计与 MATLAB 仿真 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2008: 505-507.  
Liu J K. The design of robot control system and MATLAB Simulink[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008: 505-507.
- [12] Lei X S, Du Y H. A linear domain system identification for small unmanned aerial rotorcraft based on adaptive genetic algorithm[J]. *Journal of Bionic Engineering*, 2010, 7(2): 142-149.

### 作者简介:

- 雷旭升 (1977-), 男, 博士, 讲师. 研究领域: 无人机自动控制.
- 李晶晶 (1987-), 女, 硕士生. 研究领域: 小型无人旋翼飞行器视觉导航.
- 郭克信 (1988-), 男, 硕士生. 研究领域: 小型无人旋翼飞行器控制.

(上接第 431 页)

### 作者简介:

- 朱 枫 (1962-), 男, 博士, 研究员, 博士生导师. 研究领域: 计算机视觉, 智能系统等.
- 刘 昶 (1971-), 男, 博士生, 副教授. 研究领域: 计算机

视觉, 嵌入式系统等.

- 吴清潇 (1978-), 男, 博士, 副研究员. 研究领域: 图像处理, 计算机视觉等.