

基于机器视觉的无人机自主着陆技术

杨岳航¹ 陈武雄² 朱明¹ 鲁剑锋¹ 王潇逸¹

(1.中国科学院长春光学精密机械与物理研究所 长春 130033; 2.重庆嘉陵华光电科技有限公司 重庆 400700)

摘要:为了提高无人机着陆过程中的自主性和智能性,提出了一种基于机器视觉的无人机自主着陆算法。算法采用了红外图像与可见光图像协同的方式,首先对着陆模型进行设计;其次,通过着陆模型的颜色、纹理、热成像等特征对着陆模型进行检测识别;最后,通过确定降落模型的质心位置并跟踪,实现无人机的位姿调整。实验表明,该算法大大降低了基于机器视觉进行无人机位置识别时对环境光线的要求,提高了基于机器视觉的无人机自主着陆控制系统的抗干扰能力,实现了基于机器视觉进行自主降落的无人机的全天候自主着陆。

关键词:自主着陆;机器视觉;特征提取;全天候

中图分类号: TP29 文献标识码:A 国家标准学科分类代码: 510.40

Autonomous landing technology of UAV based on machine vision

Yang Yuehang¹ Chen Wuxiong² Zhu Ming¹ Lu Jianfeng¹ Wang Xiaoyi¹

(1.Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2.Chongqing Jialing Huaguang Photoelectric Technology CO.LTD, Chongqing 400700, China)

Abstract: In order to improve the autonomy and intelligence of UAV landing process, an autonomous landing algorithm based on machine vision is proposed. The algorithm combines the way of infrared image and visible image. Firstly, the landing model is designed; secondly, the landing model is identified by its color, texture, thermal imaging and other features; finally, by determining and tracking the center of mass position of the landing model, the position and attitude of the UAV can be adjusted. Experimental results show that the algorithm greatly reduces the requirements of environmental light for UAV position recognition based on machine vision, improves the anti-interference ability of UAV autonomous landing control system based on machine vision, and realizes all-weather autonomous landing of UAV Based on machine vision.

Keywords: autonomous landing; machine vision; feature extraction; all-weather

0 引言

近年来,无人机自主着陆技术逐渐成熟,本领域技术人员提供的技术手段众多,包括GPS/惯性组合导航、无线定位技术、机器视觉技术^[1]等。

基于机器视觉技术的无人机自主降落控制系统^[2]通过机器视觉系统获取无人机所在的高度,检测四周的环境,能够有效防止无人机降落过程中因为失控而构成的危险。在基于视觉的自主着陆中,着陆模型识别和模型中心位置估计^[3]是两个首要解决的问题。Cesetti等^[4]通过SIFT特征点检测匹配判断是否为降

落点,该方法对光照有一定的鲁棒性。Cao等^[5]提出一种跑道检测的方法,运用几何学特征,检测跑道两侧的直线,利用匹配图像中的白线来跟踪降落目标。索文凯等^[6]通过设计地面合作目标,转换坐标系、识别与处理等完成无人机自主降落,保障了合作目标的准确识别率。

然而,上述方法非常依赖于机器视觉的实现效果,当无人机处于夜晚或光线较暗的环境时,将大大降低机器视觉的识别效果,进而导致基于机器视觉的无人机自主降落控制系统的抗干扰能力较差。因此,本文提出了一种基于机器视觉的全天候无人机自主着陆技术。

收稿日期:2020-01-06

1 自主着陆流程

基于机器视觉的无人机自主着陆流程中,着陆模型的检测以及模型中心位置估计是能够自主着陆过程的前提。本文首先构建了一个适用于全天候的地面降落模型,通过分析模型的颜色、纹理、热成像等特征可以对模型进行检测,通过计算上述检测到模型的中心位置,并将中心位置传递给目标跟踪模块。目标跟踪模块对降落模型中心位置进行跟踪,并对中心位置进行实时更新;根据所得中心位置计算脱靶量,并将脱靶量传递给飞行控制系统,实现无人机的位姿调整,最终完成无人机的自主着陆,总体流程如图1所示。



图1 自主着陆流程

2 基于机器视觉的自主着陆

2.1 着陆模型构建

在着陆模型构建的过程中,着陆模型的地面抗干扰能力及全天候能力是主要考虑的因素。因此将模型设计为两个圆形所组成的圆环,其内部圆环使用红色进行填充,两环之间用白色填充,同时为内部圆设计了加热装置,如图2所示。该设计一方面自然界中存在的圆形地标及标准红色较少,便于和周围环境区分,另一方面对称图形是计算机能够快速处理的图形^[7];同时,加热装置作用于夜晚自主降落,使其具备全天候降落的能力。

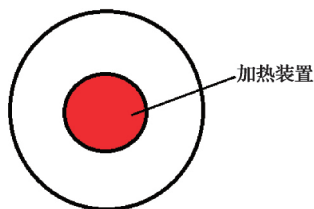


图2 着陆模型

2.2 着陆模型检测

探测图像包括摄像头获取的探测图像和红外热感应器获取的红外感应图像。其中,摄像头获取的RGB图像(白天)中探测目标区域的目标颜色为红色区域,并设置白色的对比区域,如图3所示。

将探测图像中含有目标颜色(红色)的区域视为兴趣区域A,不包含目标颜色的区域视为感兴趣区域B;根据R+G+B的值可以确定探测图像上各区域的颜色(如白色区域的各个颜色分量值均大于190),根据下式提取B区域的部分:

$$g(x, y) = \begin{cases} 255, R + B + G \geq 270 \\ 0, R + B + G < 270 \end{cases} \quad (1)$$

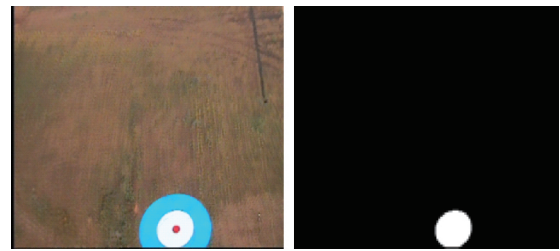


图3 兴趣区域提取

式中: $g(x, y)$ 为二值化后图像; $R+G+B$ 的值 ≥ 270 即为感兴趣区域。

为了提高对比度,根据探测目标区域的RGB特征进一步对目标区域进行判定,根据式(2)将图像从RGB空间转换到HSL空间。由于目标颜色为红色,当 h 分量在 > 330 或 < 30 时,为红色区域,则该区域包含目标的可能性较大。

$$h = \begin{cases} 0, \max = \min \\ 60 \times \frac{g-b}{\max-\min}, \max = r \& \& g \geq b \\ 60 \times \frac{g-b}{\max-\min} + 360, \max = r \& \& g < b \\ 60 \times \frac{b-r}{\max-\min} + 120, \max = g \\ 60 \times \frac{r-g}{\max-\min} + 240, \max = b \end{cases} \quad (2)$$

式中: h 为RGB图像中一点的色相值; \max 为该点的R、G、B分量中的最大值; \min 则为最小值。

针对红外热感应器获取的红外探测图像(夜间),可以根据图像灰度值划分兴趣区域C,如下:

$$h(x, y) = \begin{cases} 255, I(x) \geq \text{threshold} \\ 0, I(x) < \text{threshold} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $h(x, y)$ 为二值化后图像; $I(x)$ 为原图灰度值; threshold 为阈值,设为190。

在识别到探测目标区域后,还需要进一步确定该区域是否为降落区域,并且需要给出区域上的目标中心降落点的精确坐标。由于探测目标区域为圆形,通过Hough变换^[8-9]对目标圆进行检测,实现过程如下。

1) 对所得图像 $h(x, y)$ 、 $g(x, y)$ 采用Sobel^[10-12]算子进行边缘检测,如下式:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1, 0, 1 \\ -2, 0, 2 \\ -1, 0, 1 \end{bmatrix} \times A \quad (4)$$

$$G_y = \begin{bmatrix} 1, & 2, & 1 \\ 0, & 0, & 0 \\ -1, & -2, & -1 \end{bmatrix} \times A \quad (5)$$

$$|G| = |G_x + G_y| \quad (6)$$

式中: A 为原图像; G_x 为 x 方向梯度; G_y 为 y 方向梯度;

G 为总梯度。

2) 根据所得边缘检测结果,对邻域内像素按灰度值进行排序,设定阈值 $K(K=3)$,若邻域的中心像素在序列中的次序小于 K ,则说明中心像素在邻域内较为重要需要被保留,否则就对中心像素进行删除。

3) 对圆心和半径进行统计,从而得到目标模型的中心位置。

2.3 基于自适应轮廓的目标跟踪

为使无人机能够精准降落在 2.2 节的目标模型中心位置,需要确定无人机的位置与探测目标区域的中心位置的脱靶量,并不断更新,实时传递给飞行控制系统。

1) 计算目标和背景直方图

当探测图像为 RGB 图像时,首先对 RGB 图像进行灰度化,如下式:

$$Gray = (R \times 299 + G \times 587 + B \times 114 + 500) / 1000 \quad (7)$$

在每一帧探测图像中,应用质心跟踪算法^[13]估计新的目标位置,并根据目标波门估计背景波门。确定波门可以减少确定目标位置的操作,另外,有了目标波门和背景波门,噪声和杂物对跟踪过程的影响就能得到有效地抑制。

在算法实施中,通过得到 1 个目标波门和 4 个背景波门,计算各自的直方图(均以像素数为纵坐标,以灰度值为横坐标)以显示波门的灰度分布情况,由于当前直方图在某些帧时可能不稳定,应用下述公式计算先前帧的目标和当前帧的目标:

$$Target_Histogram[i] = \gamma \times Target_Histogram[i] + (1 - \gamma) \times Previous_Target_Histogram[i] \quad (8)$$

$$Background_Histogram[i] = \gamma \times Background_Histogram[i] + (1 - \gamma) \times Previous_Background_Histogram[i] \quad (9)$$

式中: $Target_Histogram[i]$ 为目标波门直方图; γ 为更新率; $Previous_Target_Histogram[i]$ 为先前帧的目标直方图; $Background_Histogram[i]$ 为背景波门直方图; $Background_Histogram[i]$ 为先前帧的背景波门直方图。其中, $0 < \gamma < 1$, 通常取值为 0.5, 并不断更新,当 γ 增大,直方图的更新率也在增加。

2) 估计目标像素

计算完目标、背景直方图后,目标的概率分布(TPD)可用如下公式计算:

$$TPD[i] = \frac{Target_Histogram[i]}{Target_Histogram[i] + Background_Histogram[i]} \quad (10)$$

式中: i 是图像灰度值。在算法实施中,得到目标直方图如图 4(a)所示,背景直方图如图 4(b)所示,目标概率分布图如图 4(c)所示。图 4(c)以目标概率分布为纵坐标,灰度

值为横坐标,并设定目标的灰度阈值。从图 4(c)可以看到,基于目标的灰度阈值确定左侧区域为背景像素,右侧区域为目标像素,并能够确定目标区域的下限阈值 1 和目标区域的上限阈值 2。

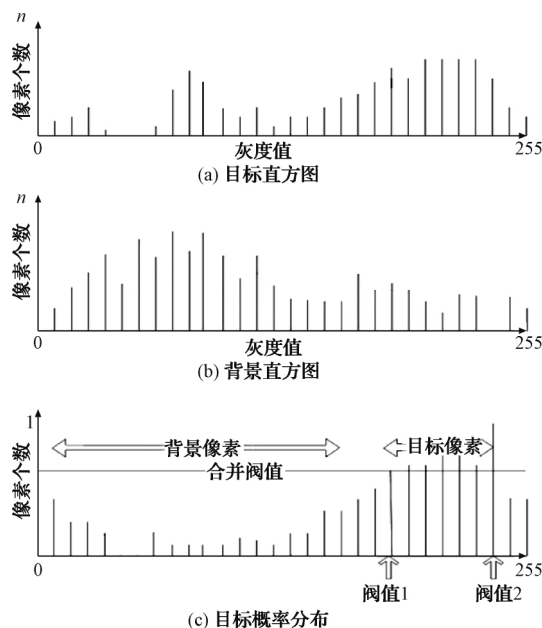


图 4 目标灰度分布

利用目标的概率分布,通过分析目标的灰度阈值找到目标像素,灰度值大于灰度阈值的被当做目标像素。灰度阈值的确定是将目标和背景有效分离的关键步骤,因此在无人机飞行过程中灰度阈值应该合理的更新。

灰度阈值的选择可基于目标背景波门法^[14]实现,通过如下公式分别计算目标的灰度均值 $Target_Average$ 和背景的灰度均值 $Background_Average$:

$$Target_Average = \frac{\sum Target_Pixels}{T} \quad (11)$$

$$Background_Average = \frac{\sum Background_Gate}{Y} \quad (12)$$

式中: $Target_Pixels$ 为目标像素; T 为目标像素个数; $Background_Gate$ 为背景像素; Y 为背景像素个数。灰度阈值从目标及背景的灰度均值中选取,也可以取二者均值。

3) 质心计算及波门更新

当分类得到目标像素后,就可以通过目标灰度的加权均值计算探测目标区域的质心位置,如下:

$$C_x = \frac{\sum_{Target_Gate} j \times x_j}{T} \quad (13)$$

$$C_y = \frac{\sum_{Target_Gate} n \times y_n}{T} \quad (14)$$

式中: C_x 和 C_y 分别为质心的横坐标和纵坐标; $Target_Gate$ 为探测目标区域; j 为列号; x_j 为第 j 列在 x 轴的投影; n 为行号, y_n 为第 n 行在 y 轴的投影。

目标波门的位置和尺寸对计算后续帧中目标的位置有影响,当波门位置不对或者太小,目标的某些部分不被包含在目标位置中,如果波门太大,则会包含大量的背景像素,会影响计算结果。

因此当前帧的特点能够影响下一帧的波门位置和尺寸,尺寸直接和质心坐标相关,需要根据当前的质心位置更新当前目标波门的位置和尺度,如下:

$$k_x = \frac{g_2 \times (total_x - g_1 \times (column \cdot search_right \cdot search_left))}{(column \cdot search_right \cdot search_left)} \quad (15)$$

$$k_y = \frac{g_2 \times (total_y - g_1 \times (row \cdot search_up \cdot search_bottom))}{(row \cdot search_up \cdot search_bottom)} \quad (16)$$

式中: k_x 和 k_y 分别为目标波门的 x 、 y 方向的像素更新; g_1 为包围率; g_2 为变化率; $total_x$ 为目标列像素数; $total_y$ 为目标行像素数; $column$ 为目标波门中的列数; row 为目标波门中的行数; $search_right$ 为右部的搜索行数; $search_left$ 为左部的搜索行数; $search_up$ 为上部的搜索列数; $search_bottom$ 为下部的搜索列数。

4) 算法流程图

基于自适应轮廓的目标跟踪算法流程如图5所示,通过计算目标和背景灰度直方图、估计目标像素、计算质心得到目标位置,并通过位置不断更新波门位置及尺度,实现跟踪效果。

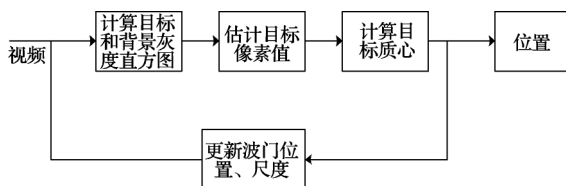


图5 目标跟踪模块算法流程

3 实验结果与分析

为验证本文所提出的无人机自主着陆技术的性能及其工程应用价值,该算法最终在 NVIDIA JETSON TX2 (64-bits Denver 2 and A57 CPUs, Pascal GPU, 支持 DDR4, 8 GB 内存上运行,如图6(a)所示;并装载到四旋翼无人机上进行实验(硬件采用 Pixhawk 固件,软件采用开源 PX4 框架)如图6(b)所示。飞控系统和机载 GPU 嵌入式平台之间通过 UART 接口通信,挂载相机为非制冷红外相机与 camerlink 相机。

为测试本文所提算法在真实环境下的算法性能,实验采用手动控制无人机起飞,到达降落任务地点时(距离地面高度为 10 m),通过地面站向无人机发出自主降落命令,进入无人机自主自主着陆算法程序^[13]。机载 GPU 嵌入式平台实时检测并计算距离降落模型中心位置的脱靶

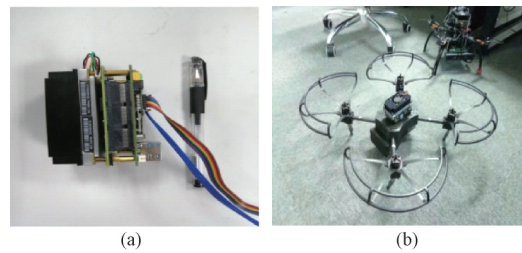


图6 算法的工程实现

量,并将计算得到的脱靶量实时传入飞控系统,飞控系统控制无人机完成整个精准降落过程。

本文所选用的机载实验平台 NVIDIA JETSON TX2 是包含 256 核心的高性能 GPU 嵌入式板卡,因此在目标区域检测算法执行过程中,采用了 CUDA 并行编程的方式,检测时间小于 15 ms。同时,为降低检测过程中的误检、漏检率,采用了连续多帧图像协同判定目标的方式。

为证明本文算法在无人机自主着陆中的准确性,静止降落试验进行了 20 次,降落试验中,无人机在位于 10 m,高度下降时 20 s 内 X 、 Y 、 Z 方向相对于起飞点的偏移量,可以看出自主精准降落算法得到的相对位移量随着高度的下降呈变小趋势,当无人机到达地面时,水平和垂直方向偏移量能达到 5 cm^[13]。同时,本文所提算法相比单可见光感知手段易受强光、天气、夜晚等影响以及单红外易受温度、强光影响,本文所提算法通过可见光与红外协同探测不易受光照、温度、噪声等环境因素干扰,具备全天候工作能力。

为验证本文所提算法性能,从检测率,检测时间,落地误差,工作条件等方面对算法进行评价。同其他算法相比,如表1所示,本文所提算法检测速度快、精度高,适应全天候工作条件,同时能够对目标模型中心进行稳定跟踪,降落位置精确。

表1 着陆实验结果

| 算法 | 高度/ m | 检测 率/% | 检测 时间/ms | 落地 误差/cm | 工作 条件 |
|--------|----------|-----------|-------------|-------------|----------|
| 本文 | 10 | 96.8 | 10~15 | <5 | 全天候 |
| 文献[15] | 7 | 95 | 18 | <10 | 白天 |

基于视觉的无人机自主着陆技术的检测及跟踪过程如图7所示,图7(a)完成了着陆模型的检测,图7(b)和(c)对着陆模型中心进行跟踪,并实时将脱靶量传给飞控系统进行无人机的位姿调整。

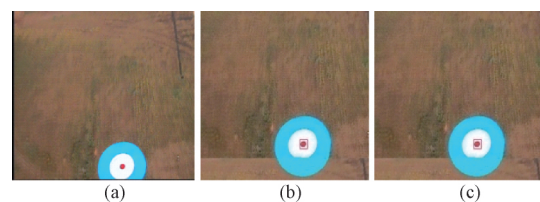


图7 降落实验

4 结 论

本文算法通过着陆模型检测、着陆模型跟踪的手段提高了降落的准确性,减少了降落所需的时间。同时,算法中采用了红外图像(夜间)与 RGB 图像(白天)协同的策略,具备全天候降落能力。经实验证明,该方法具有较好的实时性及稳定性。同时,目前该算法在检测过程中仅通过合作靶标的形式实现,算法还有待进一步以深度学习的方式进行检测以实现非合作目标的检测,可以实现更快的处理速度和更好的应用价值。

参 考 文 献

- [1] 贾配洋. 无人机高速移动降落技术研究[D].北京:中国科学院大学(中国科学院国家空间科学中心),2017.
- [2] 陈茂武. 基于视觉的无人机自动着陆导航技术与系统研究[D].南京:南京航空航天大学,2017.
- [3] 席志鹏. 无人机自主飞行若干关键问题研究[D].杭州:浙江大学,2019.
- [4] CESETTI A, FRONTONI E, MANCINI A, et al. Autonomous safe landing of a vision guided helicopter[C].2010 IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications, 2010.
- [5] CAO Y F, DING M, ZHUANG L K, et al. Vision-based guidance, navigation and control for Unmanned Aerial Vehicle landing[C]. 9th International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technology (IBCAST), IEEE,2012:87-91.
- [6] 索文凯,胡文刚,张炎,等.无人机自主降落过程视觉定位方法研究[J].激光技术,2019,43(5):101-106.
- [7] 胡鹏,郝向阳,刘松林,等.无人机精确自主着陆合作标志设计与研究[J].电子测量技术,2018,41(24):83-87.
- [8] 安培源,张华.基于边缘检测和 Hough 变换的圆定位算法[J].浙江理工大学学报(自然科学版),2018,39(5):593-598.
- [9] 张礼,魏宇星,张建林,等.基于 Harris 角点与广义霍夫变换的扩展目标稳定跟踪算法[J].国外电子测量技术,2019,38(9):34-39.
- [10] 朱寒,林丽,陈德全,等.基于多方向改进 Sobel 算子的 PCB 图像定位校正方法[J].电子测量与仪器学报,2019,33(9):121-128.
- [11] 李琳琳.自适应阈值的 Sobel 算子边缘检测研究[J].电子技术,2018,47(12):24-25,12.
- [12] 陈鑫元,李筠,杨海马,等.自适应阈值图像二值化及形态学处理的 FPGA 实现[J].电子测量技术,2016,39(7):67-71.
- [13] 雷柏超,马国亮,雷帮军,等.交通视频的质心算法车辆跟踪计数系统[J].信息通信,2018(12):45-48.
- [14] 苏灵松.复杂背景下 MeanShift 结合 Kalman 滤波的车辆跟踪算法[J].电子测量技术,2018,41(6):71-75.
- [15] 张咪,赵勇,布树辉,等.基于阶层标识的无人机自主精准降落系统[J].航空学报,2018,39(10):213-221.

作 者 简 介

杨岳航,研究实习员,主要研究方向为数字图像处理、计算机视觉。
E-mail: yangyhciomp@foxmail.com