

# 基于视觉的无人机自主着陆地标识别方法<sup>\*</sup>

李宇, 王友仁, 罗慧, 陈燕, 姜媛媛

(南京航空航天大学自动化学院测试计量技术及仪器系, 南京 210016)

**摘要:** 在无人机自主着陆过程中,传统地标识别方法的相似阈值确定需大量实验估计。为解决此问题,采用一种基于仿射不变矩和支持向量机的识别方法,首先设计了六圆组合的图标作为无人机自主着陆地标;由于无人机会拍摄到发生扭曲的地标图像,因此提取地标的仿射不变矩作为输入特征;最后将其输入支持向量机分类模型,完成地标的识别。与传统的几何不变矩和BP神经网络相比较,该方法提高了地标的识别精度并降低了识别测试时间,因此对地标识别具有一定的实用性。

**关键词:** 无人机自主着陆; 地标设计; 地标识别; 仿射不变矩; 支持向量机

**中图分类号:** TP391.41      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2012)07-2780-04

**doi:**10.3969/j.issn.1001-3695.2012.07.104

## Landmark recognition for UAV autonomous landing based on vision

LI Yu, WANG You-ren, LUO Hui, CHEN Yan, JIANG Yuan-yuan

(Dept. of Measuring & Testing Technology, College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** In the traditional method of recognizing the landmark during the process of UAV autonomous landing, conformed the threshold through lots of experiments. In order to solve this problem, this paper studied a kind of method based on affine invariant moments and SVM classifier. First of all, it designed a new landmark combined with 6 circles. Second, considering the fact that the UAV in flight could take distorted landmark images, it extracted the affine invariant moments as features. Finally, it put affine invariant moments into SVM classifier to complete landmark recognition. It compared the proposed method with Hu invariant moment and BP neural network. The experimental results show that combination of affine invariant moment and SVM classifier improve the accuracy and decrease test time of UAV landing landmark classification. Therefore, the classification method based on affine invariant moments and SVM classifier has a certain degree of practicality in the landmark recognition.

**Key words:** UAV autonomous landing; landmark design; landmark recognition; affine invariant moments; SVM

## 0 引言

无人机在军事领域和民用领域都有重要的作用。军事方面,无人机常用于侦察监视等形式的作战支援;民用方面,无人机能参与大气监测、天气预报、危险环境搜救等工作。无人机的自主着陆对无人机完成既定任务后回收具有重要意义。

目前国内外无人机自主着陆的导航技术主要有惯性导航系统(INS)、GPS导航<sup>[1]</sup>、INS/GPS组合导航系统<sup>[2]</sup>和视觉导航系统。视觉传感器具有轻便、功耗低、体积小等优点;另外,视觉导航系统工作具有隐蔽性,而且机载摄像机具有良好的抗干扰能力,可提高无人机系统的性能,因此,基于视觉的导航系统是近年来的研究重点。本文研究一种基于视觉导航的无人机着陆地标识别方法。

基于视觉的无人机自主着陆包含两个重要步骤,即地标的识别和无人机机位姿估计。目前基于视觉的无人机自主着陆的相关研究主要在地标已经找到并且完整的前提下进行<sup>[3-5]</sup>,因此,着陆地标的正确识别是无人机实现自主着陆的首要步骤。

着陆地标识别的方法主要有三种:a)基于设计着陆地标的特殊性进行识别<sup>[6-8]</sup>,该方法普适性不强;b)基于模式匹配的方法识别着陆地标<sup>[9,10]</sup>,该方法的缺陷是计算量大,并且划分相似阈值需要大量实验来确定;c)基于机器学习的模式识别方法完成着陆地标的辨识<sup>[12,13]</sup>,该方法根据能获得的训练样本得到对某系统输入输出之间关系的估计,对未知输出作出尽可能准确的判断,解决了需要通过大量实验取得阈值范围的问题<sup>[12,14]</sup>,该方法具有一定的普遍性和智能性。本文采用基于支持向量机的无人机自主着陆地标识别方法。

本文设计了六圆组合的图标作为无人机着陆地标,可以解决无人机飞行过程中拍摄到完整或者缺失的着陆地标时的位姿估计。考虑到无人机在飞行过程中摄像机拍摄的地标图像可能发生扭曲即仿射变形的问题,本文采用仿射不变矩作为特征,并结合使用SVM分类器,实现着陆地标的智能识别。

## 1 新地标的设计

着陆地标的设计有以下三个要求<sup>[15,16]</sup>:a)要包含足够的

**收稿日期:** 2011-11-28; **修回日期:** 2011-12-30      **基金项目:** 江苏省普通高校研究生科研创新计划资助项目(CXLX11\_0183)

**作者简介:** 李宇(1987-),女,山西晋中人,硕士研究生,主要研究方向为机器视觉(liyuangelbaby@163.com);王友仁(1963-),男,教授,博导,主要研究方向为电子系统自主容错、故障诊断预测、信号处理、图像处理等;罗慧(1982-),女,博士研究生,主要研究方向为故障诊断、信号处理;陈燕(1977-),女,讲师,博士研究生,主要研究方向为图像处理;姜媛媛(1982-),女,博士研究生,主要研究方向为故障诊断预测。

特征信息,使得基于视觉的着陆系统可以利用这些信息得到无人机自主着陆所需要的位姿信息;b)特征图案要容易识别,容易区别于其他物体和环境;c)符合特定场合的使用(如舰船等运动直升机着陆平台)。基于以上要求,本文设计了六个圆心已标志的圆组合作为着陆地标,着陆地标如图1所示。

着陆地标的六个圆设计为红色,圆心用黑色标志出来。地标设计为红色可以较为容易地将地标区别于周围的环境,以方便从环境中分割出来。设计该地标主要解决了三个问题:a)根据圆的透视投影表现为椭圆图像特征原理<sup>[15]</sup>,由于透视投影线性畸变的影响,圆的中心不是透视投影不变量,即圆中心点与椭圆图像中心不一致,因此避免了通过找寻椭圆的中心来确认圆中心点给确定位姿带来的误差,该地标将圆的中心标志出来,通过圆心与圆的灰度对比,为寻求圆心提供了条件;b)考虑到无人机从高向低飞行过程中拍摄的地标可能缺失,可以利用通过任意两个圆的公切线<sup>[15]</sup>对无人机进行位姿估计,以此来解决无人机从高向低飞行中地标可能缺失的问题;c)通过地标上A和F圆位置的不同显示了方向,用于指示无人机机头着陆的方向。

## 2 仿射不变矩的特征描述

由于自然环境(如风)或者机载设备自身因素等缘故,可能导致无人机在飞行过程中产生翻滚或仰俯,使得装备在无人机上的摄像机平面不能随时与地面保持平行状态。在此种状态下,摄像机常常拍摄到扭曲的图像,即发生仿射变形的图像。因此本文采用仿射不变矩作为图像特征,以解决所拍摄的着陆地标发生扭曲时的地标识别问题。

仿射不变矩<sup>[17]</sup>是从代数不变性理论中推导出来的,在式(1)和(2)的仿射变换下,它们是不变的。

$$u = a_0 + a_1x + y \quad (1)$$

$$v = b_0 + b_1x + b_2y \quad (2)$$

式(1)和(2)可被分解成如式(3)的六个只含一个参数的变换式:

$$\begin{aligned} \textcircled{1} \begin{cases} u = x + a \\ v = y \end{cases} & \quad \textcircled{2} \begin{cases} u = x \\ v = y + \beta \end{cases} & \quad \textcircled{3} \begin{cases} u = w \cdot x \\ v = w \cdot y \end{cases} \\ \textcircled{4} \begin{cases} u = \delta \cdot x \\ v = y \end{cases} & \quad \textcircled{5} \begin{cases} u = x + ty \\ v = y \end{cases} & \quad \textcircled{6} \begin{cases} u = x \\ v = tx + y \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

任意矩函数在上述六个变换下保持不变的话,那么在一般的仿射变换下也将具有不变性。Jan构造的仿射不变矩如式(4)~(7)所示。

$$I_1 = (\mu_{20}\mu_{02} - \mu_{11}^2) / \mu_{00}^4 \quad (4)$$

$$I_2 = (\mu_{30}^2\mu_{03}^2 - 6\mu_{30}\mu_{21}\mu_{12}\mu_{03} + 4\mu_{30}\mu_{12}^3 + 4\mu_{03}\mu_{21}^3 - 3\mu_{21}^2\mu_{12}^2) / \mu_{00}^{10} \quad (5)$$

$$I_3 = (\mu_{20}(\mu_{21}\mu_{03} - \mu_{12}^2) - \mu_{11}(\mu_{30}\mu_{03} - \mu_{21}\mu_{12}) + \mu_{02}(\mu_{30}\mu_{12} - \mu_{21}^2)) / \mu_{00}^7 \quad (6)$$

$$I_4 = (\mu_{20}^3\mu_{03}^2 - 6\mu_{20}^2\mu_{11}\mu_{12}\mu_{03} - 6\mu_{20}\mu_{02}\mu_{21}\mu_{12} + 9\mu_{20}^2\mu_{02}\mu_{12}^2 + 12\mu_{20}\mu_{11}^2\mu_{21}\mu_{03} + 6\mu_{20}\mu_{11}\mu_{02}\mu_{30}\mu_{03} - 18\mu_{20}\mu_{11}\mu_{02}\mu_{21}\mu_{12} - 8\mu_{11}^3\mu_{30}\mu_{03} - 6\mu_{20}\mu_{02}^2\mu_{30}\mu_{03} + 9\mu_{20}\mu_{02}^2\mu_{21}^2 + 12\mu_{11}^2\mu_{02}\mu_{30}\mu_{12} - 6\mu_{11}\mu_{02}^2\mu_{30}\mu_{21} + \mu_{02}^3\mu_{30}^2) / \mu_{00}^7 \quad (7)$$

## 3 SVM 的分类模型

SVM 是机器学习领域的研究热点,其较好地解决了小样

本、非线性和高维模式识别等实际问题,具有理论完备、适应性强、全局优化、训练时间短、泛化性能好等优点,并克服了神经网络学习方法中网络结构难以确定、收敛速度慢、局部极点小、过学习与欠学习以及训练时需要大量数据样本等缺点,已成功应用于模式识别、故障检测及预测等领域<sup>[18-20]</sup>。

对于无人机在任何飞行状态和任何飞行环境下拍摄的图像不可能全部收集到,无人机的图像识别问题是一个典型的小样本识别问题,因此选择 SVM 分类器作为着陆地标识别的分类器。

SVM 的主要思想是:通过构造最优分类超平面(将比较集中的样本正确分开,并使分类间隔最大的分类超平面)来获得最好的推广能力。分类超平面如图2所示。

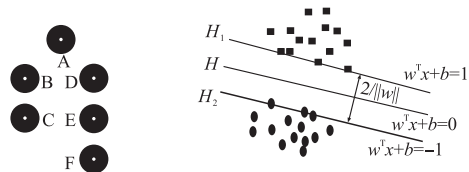


图1 着陆地标图

图2 分类超平面示意图

图2中, $H$ 即分类超平面,最优分类超平面是由距离 $H$ 最近的少数样本点(这些样本点被称为支持向量,即图中分布在 $H_1$ 与 $H_2$ 上的点)决定的,与其他样本点没有关系。 $H_1$ 和 $H_2$ 分别为平行于最优分类超平面 $H$ 的平面,它们和 $H$ 之间的距离就是分类间隔。图2中,分类间隔为 $2/\|w\|$ 。为了得到最优分类面,则应使 $2/\|w\|$ 最小。因此,此时的优化问题建立目标函数如下:

$$\min J = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} c \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (8)$$

$$\text{s. t. } y_i(\omega^T \cdot \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \quad i = 1, 2, \dots, l$$

其中: $\omega$ 为权系数列向量; $c$ 为错分惩罚参数; $\xi_i$ 为误差因子; $b$ 为分类阈值; $\phi(\cdot, \cdot)$ 为核函数(在线性不可分的情况下,将线性不可分样本映射到高维空间,使其线性可分)。

对于给定的训练样本集 $\{y_i, x_i\} (i = 1, 2, \dots, N), x_i \in \mathbb{R}^n, y_i \in \{0, 1\}$ , $x_i$ 是第 $i$ 个输入样本, $y_i$ 是 $x_i$ 的类别标注。根据目标函数和约束条件建立拉格朗日函数,通过解线性方程组实现最终的决策函数。构造最终的决策分类器为

$$y(x) = \text{sgn} \left[ \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k K(x, x_k) + b \right] \quad (9)$$

其中: $\alpha_k$ 是训练所得拉格朗日因子; $x_k$ 是支持向量; $y_k$ 是 $x_k$ 对应的类别标注; $K(x, y) = \phi(x)^T \phi(y)$ 是核函数。

## 4 无人机着陆地标识别方法

为了实现无人机着陆地标的识别,本文采用一种基于仿射不变矩和 SVM 分类的方法,其步骤如下:

a)图像采集。一般无人机通过安装好的摄像机采集每帧图像。

b)地标分割。将红色地标分割出来,使地标处于一个较为干净的背景中,为提取其仿射不变矩减少干扰。

本文设计的着陆地标为红色,因此采用基于 RGB 的地标分割方法。基于 RGB 模型提取红基色占主要成分的像素点的方法是对三个基色分别设定阈值,然后把每一个像素点的三个基色值与对应的基色阈值作比较,提取出红色、绿色和蓝色基值分别在对应阈值范围内的像素点,即提取出满足式(10)的

像素点:

$$\begin{aligned} \text{ThresholdLow}(R) &\leq \text{Pixel}(R) \leq \text{ThresholdHigh}(R) \\ \text{ThresholdLow}(G) &\leq \text{Pixel}(G) \leq \text{ThresholdHigh}(G) \\ \text{ThresholdLow}(B) &\leq \text{Pixel}(B) \leq \text{ThresholdHigh}(B) \end{aligned} \quad (10)$$

c) 特征提取。分割出疑似着陆地标的区域后,提取其仿射不变矩特征,作为判断是否为着陆地标的依据。

d) 分类识别。将式(4)~(7)的四个仿射不变矩  $I_1$ 、 $I_2$ 、 $I_3$ 、 $I_4$  作为分类器的输入,通过已训练好的 SVM 分类器来判断是否为着陆地标。

具体地标识别流程如图 3 所示。

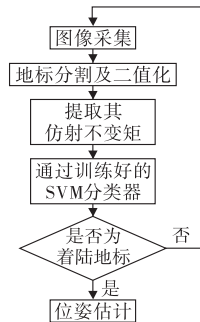


图 3 着陆地标识别流程

## 5 实验与分析

本实验以静态单目照相机模仿无人机飞行中的摄像机,在实验室内拍摄了 72 张不同大小在微弱滚动角、俯仰角和偏航角变化情况下的着陆地标作为正样本;同时选取 72 幅非本文的着陆地标的图像为负样本。本文地标分割过程中,阈值选取如式(11)所示。

$$\begin{aligned} \text{ThresholdLow}(R) &= 150 \\ \text{ThresholdHigh}(R) &= 255 \\ \text{ThresholdLow}(G) &= 0 \\ \text{ThresholdHigh}(G) &= 120 \\ \text{ThresholdLow}(B) &= 0 \\ \text{ThresholdHigh}(B) &= 150 \end{aligned} \quad (11)$$

地标识别过程中,SVM 分类器选择 C-SVC(C-support vector classification)为 SVM 类型,径向基函数为核函数类型,C-SVM 的惩罚系数  $c$  和核函数中的  $g$  是在  $2^{-8} \sim 2^8$  内,步长为 0.8,通过交叉验证法求得。与之对比的 BP 神经网络,选取常规的 BP 神经网络,分别以 Hu 不变矩和仿射不变矩为特征的 BP 神经网络结构为 7-5-1 和 4-5-1,隐含层节点数为 5,输出层为 1。其网络参数配置为迭代次数 100,学习为 0.1,目标为 0.000 04。

实验中,在上述拍摄的 144 幅实验图像中随机选取 15 幅正样本和 15 幅负样本作为训练样本,用来训练 SVM 分类器。

### 实验 1 未扭曲的图像实验分析

部分经分割后未发生扭曲的图像如图 4 所示,代表不同大小和不同位置情况下的地标图像。分别提取剩余 114 张图像的 Hu 不变矩和仿射不变矩作为特征输入,通过 BP 神经网络和 SVM 分类器分别进行目标识别。分类结果和分类器的测试时间结果如表 1、2 所示。

表 1 实验 1 的分类精度

| 方法     | BP 神经网络/% | SVM/% |
|--------|-----------|-------|
| Hu 不变矩 | 73.68     | 96.49 |
| 仿射不变矩  | 85.09     | 98.25 |

表 2 实验 1 的分类测试时间

| 方法     | BP 神经网络/s | SVM/s        |
|--------|-----------|--------------|
| Hu 不变矩 | 0.037 3   | 0.001 4      |
| 仿射不变矩  | 0.038 2   | 8.983 3e-004 |

### 实验 2 发生扭曲的图像实验

将剩余的 114 张图像进行扭曲处理来模拟无人机拍摄地标图像可能发生的扭曲现象。模拟发生仿射变形的部分图像如图 5 所示。分别提取其 Hu 不变矩和仿射不变矩作为特征输入,通过 BP 神经网络和 SVM 分类器,其分类精度和分类测试时间如表 3、4 所示。

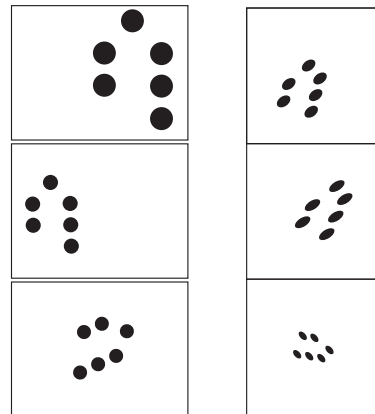


图 4 分割后的  
着陆地标图像

图 5 部分扭曲的  
着陆地标图像

表 3 实验 2 的分类精度

| 方法     | BP 神经网络/% | SVM/% |
|--------|-----------|-------|
| Hu 不变矩 | 67.54     | 56.14 |
| 仿射不变矩  | 74.56     | 92.10 |

表 4 实验 2 的分类测试时间

| 方法     | BP 神经网络/s | SVM/s        |
|--------|-----------|--------------|
| Hu 不变矩 | 0.009 4   | 0.001 1      |
| 仿射不变矩  | 0.038 8   | 8.504 2e-004 |

由表 1、3 可知,无论图像是否扭曲,提取仿射不变矩作为特征均比以 Hu 不变矩作为特征的分类精度高,另外 SVM 分类器比 BP 神经网络分类器的分类精度高;通过表 2、4 的结果,相对 BP 神经网络而言,SVM 分类的测试时间短,适合无人机实时性的特点。因此,基于仿射不变矩和 SVM 分类器无人机着陆地标识别方法是可行的。

就实用性而言,由于无人机类型的飞行方式各有不同,不同摄像机拍摄图像的属性也不同,对无人机实际自主着陆地标识别的精度指标和时间度指标并没有一定的标准,基本原则是尽可能在短时间内能够准确识别着陆地标。根据表 2 和 4 的结果,对于一幅图像的识别测试时间大约为  $7 \times 10^{-3}$  ms,对实时性要求较低的无人机如旋翼无人机,具有一定的实用性。

## 6 结束语

考虑到无人机飞行中拍摄到地标缺失的可能性,提出了将六个圆组合的图标作为无人机自主着陆地标。为了解决无人机拍摄到发生较大仿射变形的地标图像时的地标识别问题,本文采用仿射不变矩作为提取的特征并结合运用 SVM 分类器,通过模拟实验得出以下结论:通过仿射不变矩和 SVM 分类器的结合使用,利用少量的图片作为训练样本,实现了着陆地标的智能识别;通过与 BP 神经网络分类器对比,提高了当无人机在飞行过程中摄像机拍摄的图像可能发生扭曲时着陆地标的识别精度,降低了测试识别时间。

下一步将继续研究基于视觉的无人机位姿估计的方法。通过对着陆地标圆心提取以提供无人机位姿的特征点,利用摄像机坐标系和图像坐标系之间的关系,对无人机进行实时的位姿估计。

### 参考文献:

- [1] YANG Hui, CHENG Xui-ping, XU Shan-jia, *et al.* An unmanned air vehicle (UAV) GPS location and navigation system[C]//Proc of International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology Proceedings. 1998:472-475.
- [2] Al-JARRAH M A, ADJANSYAH S, MARJI Z K, *et al.* Autonomous aerial vehicles, guidance, control and signal processing platform [C]//Proc of the 8th International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices. 2011:1-17.
- [3] MERZ T, DURANTI S, CONTE G. Autonomous landing of an unmanned helicopter based on vision and inertial sensing [C]//Proc of ISER. 2004:343-352.
- [4] 邱力为, 宋子善, 沈为群. 用于无人直升机着舰控制的计算机视觉技术研究[J]. 航空学报, 2003, 24(4): 351-354.
- [5] CHIH-JEN W, WEN-HSIANG T. An omni-vision based localization method for automatic helicopter landing assistance on standard helipads[C]//Proc of the 2nd IEEE International Conference on Computer and Automation Engineering. 2010:327-332.
- [6] SHARP C S, SHAKERNIA O, SASTRY S S. A vision system for landing an unmanned aerial vehicle[C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2001:1720-1727.
- [7] ZENG Fu-cen, SHI Hai-qing, WANG Hong. The object recognition and adaptive threshold selection in the vision system for landing an unmanned aerial vehicle[C]//Proc of International Conference on Information and Automation. 2009:117-122.
- [8] SHI Hai-qing, WANG Hong. A vision system for landing an unmanned helicopter in a complex environment[C]//Proc of the 6th International Symposium on Multispectral Image Processing and Pattern Recognition. 2009.
- [9] 刁灿, 王英勋, 王金提, 等. 无人机自动着陆中的机器视觉辅助技术[J]. 航空学报, 2008, 9(S1):79-84.
- [10] 刁灿, 王英勋, 王金提, 等. 辅助自动着陆技术[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(S1):495-498.
- [11] 那盟, 贾培发, 徐华. 基于模板匹配的微型直升机自主着陆目标识别[C]//中国智能自动化会议. 2005:353-358.
- [12] SARIPALLI S, MONTGOMERY J F, SUKHATME G S. Vision-based autonomous landing of an unmanned aerial vehicle[C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2002:2799-2804.
- [13] YANG Fan, SHI Hai-qing, WANG Hong. A vision-based algorithm for landing unmanned aerial vehicles[C]//Proc of International Conference on Computer Science and Software Engineering. Washington DC:IEEE Computer Society, 2008:993-996.
- [14] HU Gui-li, ZHANG Yong, JI Sheng-yu, *et al.* Research on computer vision-based for UAV autonomous landing on a ship [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30(6):600-605.
- [15] 张广军, 周富强. 基于双圆特征的无人机着陆位置姿态视觉测量方法[J]. 航空学报, 2005, 26(3):344-348.
- [16] MING-KUEI H. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. *IRE Trans on Information Theory*, 1962, 8(2):179-187.
- [17] FLUSSER J, SUK T, SAIC S. Recognition of blurred images by the method of moments[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 1996, 5(3):533-538.
- [18] 崔江, 王友仁. 基于支持向量机与最近邻分类器的模拟电路故障诊断新策略[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(1):45-50.
- [19] CUI Jiang, WANG You-ren. A novel approach of analog circuit fault diagnosis using support vector machines classifier [J]. *Measurement*, 2011, 44(1):281-289.
- [20] LUO Hui, WANG You-ren, CUI Jiang. A SVDD approach of fuzzy classification for analog circuit fault diagnosis with FWT as preprocessor[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(8):10554-10561.