

文章编号: 2095-4980(2013)05-0712-06

基于 DSP 的无人机自主着舰识别算法

史阳阳, 庄丽葵, 曹云峰, 王彪

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 针对复杂海面环境造成的图像干扰变形给无人机着舰过程中人工标识的识别带来的困难, 采用了一种基于仿射不变矩和支持向量机(SVM)的识别方法, 首先采集各种变形下的适量标识样本, 经过适当的预处理之后, 提取其仿射不变矩, 然后送入 SVM 进行训练识别, 并且给出了在 DSP 系统内基于上述流程的实现方法。实验表明, 该方案对于图像在各种小幅度干扰变形下的识别率均达到了 90% 以上, 平均每帧测试时间为 170 ms, 对于旋翼型无人机自主着舰具有一定的实用性。

关键词: 无人机(UAV); 数字信号处理器(DSP); 目标识别; 仿射不变矩; 支持向量机(SVM)

中图分类号: TN965.7⁺2; V249.32⁺ **文献标识码:** A

doi: 10.11805/TKYDA201305.0712

DSP-based target recognition algorithm of UAV for autonomous landing on ship

SHI Yang-yang, ZHUANG Li-kui, CAO Yun-feng, WANG Biao

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing Jiangsu 210016, China)

Abstract: Deformation of the image caused by interference for the complex environment of the sea can bring some difficulty to the UAV's recognition of the artificial sign in the process of landing on a ship. A recognition method based on affine invariant moments and Support Vector Machine(SVM) is proposed. Firstly, some artificial sign samples under various deformation are collected. After preprocessing, affine invariant moments are extracted, and then are put into SVM classifier to complete artificial sign recognition. Finally, the realization based on the method within Digital Signal Processor(DSP) system is given. Experimental results show that the recognition rate is as high as 90% and the average frame test time is about 170 ms for the images in a variety of small amplitude distortion. So it exhibits a certain practicality for autonomous landing of Rotor UAV.

Key words: Unmanned Aerial Vehicle; Digital Signal Processor; target recognition; affine moment invariants; Support Vector Machine

舰载直升机在现代海战场上有着非常广泛的用途, 能够执行如: 海上反潜、反舰、扫(布)雷、火力支援、侦察、警戒和搜救等任务。但受母舰飞行甲板较小、飞行环境恶劣等原因影响, 舰载直升机着舰事故频发。目前传统的助降系统主要有: 可视助降装置、雷达助降装置、微波助降装置。由于气象条件(低能见度)和战场环境(无线电静默)制约, 现有助降系统难以满足舰载直升机安全着舰要求, 计算机视觉技术来辅助舰载直升机安全着舰成为研究热点, 其技术包括: 利用图像处理技术从飞行甲板背景中提取助降陆标图案; 利用助降陆标图案上的信息估计舰载直升机相对飞行甲板的位置和姿态参数, 得到的位姿参数可以为飞行员选择合适的时机着舰提供辅助决策信息。无人飞行器着舰过程中的一个很大挑战就是着舰目标的识别, 然而从无人飞行器的飞行角度看, 从固定于无人机上的摄像头获取的甲板上的辅助着舰人工标识的图像与原始图片相比存在平移变化, 尺度变化, 旋转、斜切等仿射变换以及透视投影变换, 并且由于海洋自然条件和具体电气干扰, 会出现均匀分布的高斯白噪声, 因此研究出适应性强、鲁棒性高、分类效果好的识别算法仍然是研究人员面临的一个急需解决的问题。

解决此问题的关键是找到有效的识别方案, 由于当目标尺寸远小于目标与传感器的距离时, 透视变换可以近似为仿射变换模型^[1], 仿射变换较好地描述了目标在不同视点、距离下所成图像间的关系。对于仿射不变特征的提取主要是提取识别目标的局部或全局特征。全局仿射不变特征利用目标的整体信息, 无需局部仿射不变特征的

收稿日期: 2012-09-13; 修回日期: 2012-10-15

基金项目: 国家航空科学基金资助项目(20110752005)

点检测和特征区域检测^[2]。自从 1962 年提出 HU 矩^[3], 不变矩成为图像分析与模式识别的有用工具。Flusser 基于代数不变式, 导出的仿射不变矩具有仿射不变性。在识别匹配方面, 传统的模式匹配的方法计算量大^[4-5], 并且划分相似阈值需要大量实验来确定, 而基于机器学习的模式识别方法能根据获得的训练样本得到对某系统输入输出之间关系的估计^[6-7], 解决了需要通过大量实验取得阈值范围的问题^[6-8], 该方法具有一定的普遍性和智能性。

本文采用基于仿射不变矩和支持向量机的无人机自主着舰目标识别方法。所采用的图标为南加州大学设计的“H”型无人直升机降落标识^[9]。提出了一种基于 TMS320DM642 DSP 的嵌入式实时识别系统, 就系统的硬件与软件设计进行了介绍, 并给出了标识的识别步骤, 最后进行了实验, 该方法不需要在母舰的飞行甲板上额外绘制助降标志图案, 也不需要保证摄像机光轴和标识图像保持垂直, 符合无人机着舰的场景, 并且在小幅度干扰变形时仍然保持着较高的识别率和实时性能。

1 仿射不变矩理论

一个二维连续函数 $f(x, y)$ 的 $(p+q)$ 阶矩定义如下:

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (1)$$

对于数字图像, 矩可以表达成:

$$m_{pq} = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \sum_{j=-\infty}^{\infty} i^p j^q f(i, j) \quad (2)$$

具有平移不变性的中心矩定义如下:

$$\mu_{pq} = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \sum_{j=-\infty}^{\infty} (i-x_c)^p (j-y_c)^q f(i, j) \quad (3)$$

式中 x_c 和 y_c 是区域重心的坐标, 由下式得到:

$$x_c = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \quad y_c = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (4)$$

在着舰过程中, 甲板的运动使目标成像平面在拍摄时可能与摄像机的光轴不垂直, 摄像机常常会拍摄到扭曲的图像, 即发生仿射变形的图像。为此, 选择由 Flusser 和 T Suk 提出的仿射不变矩^[10-11]。前三阶矩为:

$$I_1 = \frac{1}{u_{00}} (u_{20}u_{02} - u_{11}^2) \quad (5)$$

$$I_2 = \frac{1}{u_{00}^2} (u_{30}^2 u_{03}^2 - 6u_{30}u_{21}u_{12}u_{03} + 4u_{30}u_{12}^3 + 4u_{21}^3 u_{03} - 3u_{21}^2 u_{12}^2) \quad (6)$$

$$I_3 = \frac{1}{u_{00}^3} (u_{20}(u_{21}u_{03} - u_{12}^2) - u_{11}(u_{30}u_{03} - u_{21}u_{12}) + u_{02}(u_{30}u_{12} - u_{21}^2)) \quad (7)$$

由于高阶仿射不变矩对噪声特别敏感且计算量大, 不适用于在嵌入式系统内实时应用, 根据多次实验发现, 前三阶矩足以识别出目标, 故选择 I_1, I_2, I_3 作为特征参数。

2 SVM 识别理论

SVM 是机器学习领域研究热点, 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, 已成功应用于模式识别、故障检测及预测等领域^[12]。对于无人机在任何飞行状态和飞行环境下拍摄的地标图像不可能全部收集到, 所以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 分类器作为着舰中标志识别的分类器。

SVM 线性分类的中心思想如图 1 所示: 图中圆心点与方块点代表两类样本, 中间实线称为分类线。通过构造最优超平面正确分离两类样本, 使分类间隔达到最大化。图中 H_1, H_2 为分别过两类样本且均平行于最优超平面的分类线, 它们之间的距离称为分类间隔。图 1 中, 分类间隔为 $2/\|\omega\|$ 。为了得到最优分类面, 则应使 $2/\|\omega\|$ 最小。因此, 此时的优化问题建立目标函数如下:

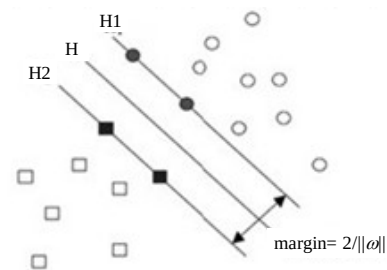


Fig.1 Schematic of classification hyperplane
图 1 分类超平面示意图

$$\begin{aligned} \min_{\omega, \varepsilon_i} \quad & \frac{1}{2} \omega^T \omega + c \sum_{i=1}^l \varepsilon_i \\ \text{subject to: } & y_i (\omega^T \phi(\mathbf{x}_i) + b) \geq 1 - \varepsilon_i, \\ & \varepsilon_i \geq 0. \end{aligned} \quad (8)$$

式中: ω 为权系数列向量, c 为惩罚因子, ε 为误差因子, b 为分类阈值, ϕ 为核函数。对于给定的训练样本集 $\{y_i, \mathbf{x}_i\} (i=1, 2, \dots, N)$, $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n$, $\mathbb{R}$ 为实数集, $y_i \in \{-1, 1\}$, $\mathbf{x}_i$ 是第 i 个输入样本, y_i 是 $\mathbf{x}_i$ 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:

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

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

本文算法的支持向量机分类器最终判定准则如下:

对于某一样本 $\mathbf{x}$, 在 $\sum_{k=1}^N \alpha_k y_k K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) + b > 0$ 时, $y(\mathbf{x}) = 1$, 若 $y(\mathbf{x})$ 的值与样本 $\mathbf{x}$ 的期望输出 y 一致, 则认为判定正确且此样本为着舰目标, 否则认为误判;

对于某一样本 $\mathbf{x}$, 在 $\sum_{k=1}^N \alpha_k y_k K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) + b < 0$ 时, $y(\mathbf{x}) = -1$, 若 $y(\mathbf{x})$ 的值与样本 $\mathbf{x}$ 的期望输出 y 一致, 则认为判定正确且此样本为非着舰目标, 否则认为误判。

3 识别算法总方案

3.1 硬件系统

如图 2 所示, 系统的硬件平台主要由图像采集模块、图像处理模块、外扩存储器模块、串口通信模块等组成。图像处理模块采用 TI 公司推出的一款 C6000 系列的 32 位高性能定点多媒体 DSP 芯片 TMS320DM642(以下简称为 DM642)^[13]。它沿用了 C64x 原有的内核结构, 采用 TI 公司的第 2 代高性能超长指令集 VelociTI, 并行架构下, 每个时钟周期最高可执行 8 条 32 位指令。在工作频率为 720 MHz 时, 具备 5 760 MIPS 的峰值处理能力, 本文中 DM642 的工作主频通过内部的倍频器设置为 600 MHz, 性能达到 4 800 MIPS。

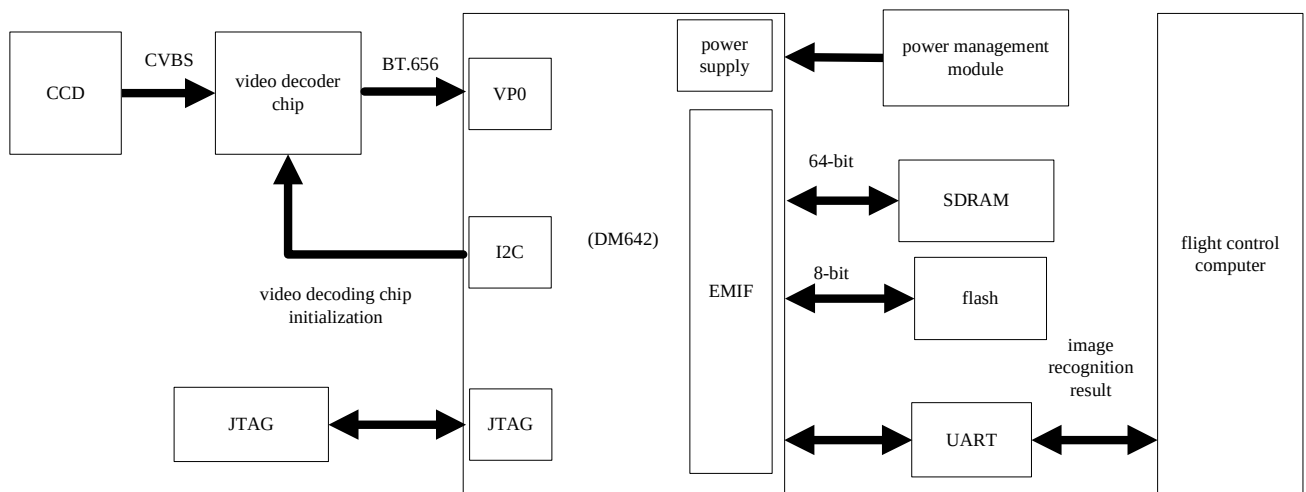


Fig.2 Block diagram of system hardware

图 2 系统硬件框图

该系统具体的工作过程描述如下: 系统上电或复位后将应用程序从 Flash 加载到 DSP 内部 RAM 中, 并完成 DM642 处理器自身以及外围设备的初始化。启动图像采集模块, 从 CCD 摄像机获得的复合视频广播信号模拟图像经视频解码芯片处理后, 输出 BT.656 格式的数字视频流, 送入视频口 VP0 中进行译码, 获得有效的图像数据。通过增强型直接内存存取 EDMA 方式将图像数据传送到由外部存储器接口 EMIF 扩展的外部 SDRAM 中存放; 将 SDRAM 中的图像数据读入 DSP 的片上 Cache 中, 对图像进行处理, 获得当前的图像识别结果, 通过串口通信模块, 将结果传送到飞行控制计算机中。

3.2 软件算法流程

整个识别算法分为训练模块和识别模块,如图 3 所示,训练模块包括对收集到的标志物图案样本进行预处理和特征提取,然后将特征矢量送入分类器中训练,由于这个模块运算量大且属于离线运算,所以它的功能在视觉识别系统的地面站视频处理部分实现。在线识别部分,依据训练结果对实时捕获的图像进行检测,判断是否有标志图案存在。

3.3 识别关键技术

Step1 图像采集与显示:通过放在手动转台上的摄像头采集图像,经过 DSP 系统处理后在显示器上显示。

Step2 阈值分割:由于采集得到的图像中包含有噪声和模糊,为了减少计算量,需要把采集到的彩色图像转换成二值图像。首先把彩色图像转换成灰度图,减少色彩和饱和度的影响,如图 4(a)所示。转化公式如下:

$$Y=0.299R+0.587G+0.114B \quad (10)$$

式中: R, G, B 为像素的红绿蓝颜色值。采用自适应阈值分割,根据图像的灰度直方图自动选择最佳的阈值。

Step3 中值滤波:在阈值分割过的图像中,依然存在噪声等不利信息,为了保证以后计算的精确度,需要进行中值滤波。根据实际的需要,本实验采用了 7×7 的中值滤波。阈值分割及滤波的效果如图 4(b)所示。

Step4 分割和标定:二值化后的图像中存在除了目标以外的其他背景区域,为了提取特征目标,要把图像分割成多个连通区域,然后对这些部分中的目标区域进行标定,统计各部分连续的目标区域大小,此处定义为 8 连通邻域。对小于 200 像素或大于 8 000 像素的连通域进行舍弃。其分割提取效果如图 4(c)。

Step5 特征提取。当标识从背景中单独地分割出来之后,提取其仿射不变矩 I_1, I_2, I_3 作为特征向量,按照一定格式生成特征库保存于文本当中,并且分成一定量的训练集和测试集。

Step6 SVM 分类识别。本文中的 SVM 类型为 C-SVC(C-Support Vector Classification),选择高斯镜像基核函数(RBF) $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2)$ 作为 SVM 的核函数,采用交叉验证法求得惩罚因子 C 和核参数 g 。选定最优 C 和 g 后,把训练集数据代入支持向量机分类器,可得最优分类判别函数,将测试集数据代入分类判别函数即可得到识别率。

4 实验结果与分析

首先通过硬件调试,实现 DSP 系统整体构建和系统信息显示功能,整个开发平台如图 5 所示,由 $1 \text{ m} \times 1 \text{ m}$ 的标识模板、手动转台和 DSP 开发板组成。实验时,摄像头置于转台之上,距离模板 2 m 远,转动转台模拟飞行器的俯仰、滚转、偏航姿态,从而获得不同角度的模板图像。

具体的开发环境要求为:1) DSP 开发环境,支持 TMS320DM642 系列的 CCS2.2 及以上版本,利用 C 语言编写了 DSP 端程序,完成图像在线识别及存储的算法;2) PC 开发环境:PC 主机端程序是在 Visual C++6.0 开发平台上设计开发的,主要完成离线训练的算法。摄像头采集的视频图像为 576×720 像素,本文对采集的视频图像隔点采样,即处理 288×360 像素的图像帧。

原始标识样本库由两部分组成,一部分是从实验室环境中模仿飞行器在不同高度以及不同角度下捕获的标识图案正样本 74 张,另一部分是从其他任意场景中获得的负样本 74 张。部分样本如图 6 所示。

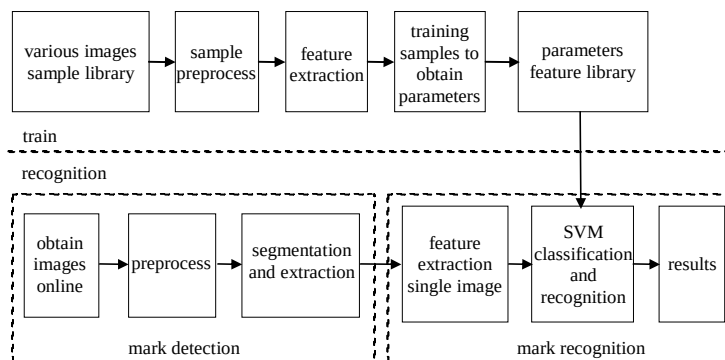


Fig.3 Block diagram of the proposed algorithm

图 3 算法结构框图

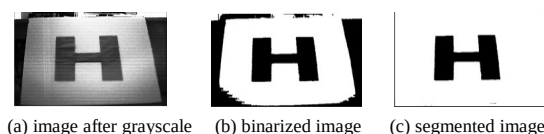


Fig.4 Target image after preprocess

图 4 经过预处理之后的目标图像



Fig.5 Experimental scenes

图 5 实验场景图

实验中,在上述拍摄的 148 幅实验图像中随机选取 30 幅正样本和 30 幅负样本作为训练样本,用来训练 SVM 分类器,剩余 88 张用作测试样本。将所有样本库的原始图像经过预处理得到如图 4(c)所示分割后的样本库,然后采用仿射不变矩对处理后的标准库进行特征提取,把得到的数据作为 SVM 的输入,然后用这些输入样本对 SVM 进行训练,最后用训练好的 SVM 来识别目标,惩罚因子 $C=1$,核参数 $g=0.1$,部分测试样本的特征提取与分类结果如表 1 所示。

采用正确分类率(Correct Classification Percentages, CCPs),客观评估分类精确度:

$$\text{正确分类率} = \frac{\text{正确分类的图像个数}}{\text{被识别的图像总数}} \times 100\%$$

定义平均识别时间为图像目标输入本系统时刻经过预处理、特征提取到给出目标的识别结果的总时间。选择不同的惩罚因子 C 和核函数参数 g 进行识别测试,得到的结果也不同,分别选择 $C=0.1, 1, 10$,并在测试时选择不同的核参数 g ,得到的结果如下:

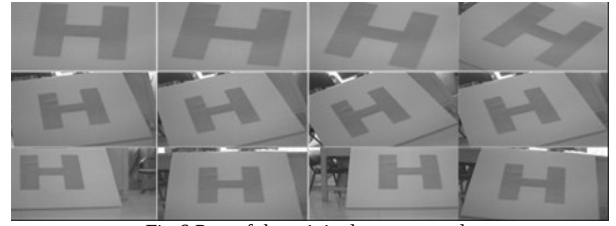


Fig.6 Part of the original target sample

图 6 部分原始目标样本图

表 1 部分测试样本的特征提取与识别结果

test samples	affine moment invariants			output of SVM	recognition results
	I_1	I_2	I_3		
(1)	0.367 4	0.026 4	0.005 2	1	Y
(2)	0.366 9	0.026 5	0.005 5	1	Y
(3)	0.224 9	0.049 5	0.007 2	-1	N
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
(86)	0.367 7	0.026 0	0.005 1	1	Y
(87)	0.367 2	0.026 8	0.004 9	1	Y
(88)	0.367 3	0.026 5	0.005 3	1	Y

表 2 惩罚因子 $C=0.1$ 时的分类测试结果

Table2 Classification test results with penalty factor $C=0.1$

number of test samples	nuclear parameters g	correct identification	recognition rate/%	average recognition time/s
88	1.0	80	90.9	0.169
	0.5	81	92.05	0.172
	0.1	81	92.05	0.172

表 3 惩罚因子 $C=1$ 时的分类测试结果

Table3 Classification test results with penalty factor $C=1$

number of test samples	nuclear parameters: g	correct identification	recognition rate/%	average recognition time/s
88	1.0	80	90.9	0.169
	0.5	82	93.18	0.173
	0.1	83	94.32	0.175

表 4 惩罚因子 $C=10$ 时的分类测试结果

Table4 Classification test results with penalty factor $C=10$

number of test samples	nuclear parameters: g	correct identification	recognition rate/%	average recognition time/s
88	1.0	82	93.18	0.173
	0.5	80	90.9	0.169
	0.1	80	90.9	0.169

从表 2~表 4 的识别结果可以得出结论: 1) 对于图像的缩放、倾斜、滚转等小幅度变形情况,基于仿射不变矩和支持向量机的识别方法能达到 90%以上,取得了比较理想的识别效果,而经过分析、错误识别的样本都是变形量较大的,滚转和倾斜在 60° 以上; 2) 通过观察可以看出,适当地增加惩罚因子 C 的值,可以增加识别率,从表格可以看出, $C=1, g=0.1$ 时,分类器的识别效率最高; 3) 核参数 g 的选择对识别率也有一定影响, g 的不同使得映射函数不同,从而改变了样本空间分布的复杂程度; 4) 测试时间基本都维持在 170 ms 左右,对于实时性要求不高的如无人旋翼机来说,具有一定的实用性,能够胜任着舰阶段目标识别的任务。

5 结论

本文采用仿射不变矩结合支持向量机技术研究了无人飞行器着舰阶段的人工助降标识的识别,并且在 DSP 嵌入式系统进行了移植实现。实验结果表明,在图像的小幅度变形情况下,该系统的识别率基本保持在 90%以上,平均识别时间为 170 ms 左右,对于实时性要求不高的如无人旋翼机来说,具有一定的实用性,能够胜任着舰阶段的目标识别任务。由于本文的目标是特定标识,所以下一步的研究方向将是在目标识别后进行目标边缘和质心的提取、计算等,为后续阶段的跟踪以及位姿估计提供依据。

参考文献:

- [1] Kautsky J,Flusser J. Implicit invariants and object recognition[C]// Proceeding of 9th Biennial Conference of the Australian Pattern Recognition Society on Digital Image Computing Techniques and Applications. New York:IEEE, 2007:462-469.
- [2] 蔡红苹,雷琳,陈涛,等. 一种通用的仿射不变特征区域提取方法[J]. 电子学报, 2008,36(4):672-678. (CAI Hongping, LEI lin,CHEN Tao,et al. A general method of affine invariant feature extraction[J]. Chinese Journal of Electronics, 2008, 36(4):672-678.)
- [3] Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1962,8(2):179-187.
- [4] 刁灿,王英勋,王金提. 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. (DIAO Can,WANG Yingxun,WANG Jinti. Machine vision aided technology in automatic landing of UAV[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2008,9(S1):79-84.)
- [5] 刁灿,王英勋,王金提. 辅助自动着陆技术[J]. 系统仿真学报, 2008,20(S1):495-498. (DIAO Can,WANG Yingxun, WANG Jinti. Auxiliary automatic landing technology[J]. Journal of System Simulation, 2008,20(S1):495-498.)
- [6] 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.
- [7] Yang Fan,Shi Haiqing,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.
- [8] Hu Guili,Zhang Yong,ji Shengyu. Research on computer vision-based for UAV autonomous landing on a ship[J]. Pattern Recognition Letters, 2009,30(6):600-605.
- [9] Zeng Fucen,Shi Haiqing,Wang Hong. The Object Recognition and Adaptive Threshold Selection in the Vision System for Landing an Unmanned Aerial Vehicle[C]// Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Information and Automation. Zhuhai/Macau:IEEE, 2009.
- [10] Flusser J,Suk T. Pattern recognition by affine moment invariants[J]. Pattern Recognition, 1993,26(1):167-174.
- [11] Suk T,Flusser J. Combined blur and affine moment invariants and their use in pattern recognition [J]. Pattern Recognition, 2003,36(12):2895-2907.
- [12] 王钰,周志华. 机器学习及应用[M]. 北京:清华大学出版社, 2006. (WANG Yu,ZHOU Zhihua. Machine learning and Applications[M]. Beijing:Tsinghua University Press, 2006.)
- [13] TMS320DM642 Video/Imaging Fixed-Point Digital Signal Processor Data Manual[R]. Texas Instruments, 2004.

作者简介:



史阳阳(1988-),女,江苏省南通市人,在读硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉技术研究.email:13900710@163.com.

庄丽葵(1963-),女,南京市人,助理研究员,主要研究方向为无人机飞行控制与导航.

曹云峰(1964-),男,浙江省湖州市人,研究员,主要研究方向为飞控系统设计与数字图像处理.

王彪((1975-),男,南京市人,副教授,主要研究方向为飞行控制、计算机视觉、精确制导.