

文章编号:1001-9081(2010)04-0971-03

基于自然地貌图像的无人机着陆点识别

李忠海, 李南南

(沈阳航空工业学院 自动化学院, 沈阳 110136)

(linannan_100@yahoo.cn)

摘要: 无人机着陆点识别是图像识别算法的一个重要应用领域,提出了一种基于自然地貌图像的着陆点识别算法。首先用 Contourlet 变换对基准图库图像进行 Contourlet 变换,得到不同分辨率下的高频和低频子图;然后分别提取各子图的 Hu 矩特征;根据各特征识别率的不同进行特征筛选,建立特征识别库;接着进行 k-mean 法特征匹配。通过对基准图库中的单一地貌图像和测试图像库中的复杂地貌图像的识别实验,验证了算法的有效性。

关键词: 图像识别; 特征提取; Contourlet 变换; Hu 不变矩; k-mean 匹配

中图分类号: TP751 **文献标志码:** A

Unmanned aerial vehicle landing point recognition based on natural landform image

LI Zhong-hai, LI Nan-nan

(School of Automation, Shenyang Institute of Aeronautical Engineering, Shenyang Liaoning 110136, China)

Abstract: Unmanned Aerial Vehicle (UAV) landing point recognition is an important application of image recognition algorithms. This paper put forward a landing point recognition algorithm based on natural landform. The standard graphics library was decomposed by Contourlet decomposition firstly and the low-frequency subimage and band-pass subimage were obtained in different resolutions, and then the Hu invariant moments were extracted from each sub-graph respectively. The feature recognition library was built by feature selection according to the different recognition rate, then feature matching was done with the k-mean method. The recognition experiments which involve single grassland images and complex landform images in testing gallery show that the algorithm of this paper is effective for image recognition.

Key words: image recognition; feature extraction; Contourlet transform; Hu invariant moment; k-mean matching

0 引言

图像识别以图像的主要特征为基础,研制能自动处理大量图像信息的系统,以代替人去完成图像分类即辨识的任务。目前图像识别已经被应用于许多领域:例如无人机的着陆点识别、各种医学影像的分析与识别、天气预报中的卫星云图识别、目标跟踪中的图像识别匹配技术等。

目前最常用的图像识别就是基于小波变换与其他算法相结合的识别算法。文献[1]中提出一种通过构造小波基对图像进行识别的方法,较精确地识别出了图像边界点。文献[2]中采用小波变换和图像的灰度直方图匹配技术,提出了一种有效识别被测物质的方法。文献[3]中利用小波描述子的方法,消除了识别过程中对轮廓描述不精确性的影响。文献[4]提出一种基于 Gabor 小波纹理特征的图像识别方法。文献[5]中把多尺度几何分析的 Contourlet 变换^[6]应用到了图像纹理识别算法研究中,以提高纹理图像识别的准确性,Contourlet 变换避免了小波变换的构造缺点,且识别正确率优于小波。文献[5]中,虽然把 Contourlet 变换引入到图像识别领域,但是由于识别图像只针对纹理图像,算法具有一定的局限性,而本文提出对一般的自然地貌图像普遍适用的算法,因此应用范围更广泛,根据特征库建立的不同,可以应用在不同的领域,并以无人机着陆点为研究对象进行识别,验证算法的有效性。

1 图像特征识别库建立

建立图像特征识别库是为了把图像的大量原始信息缩减

为少数的特征信息,这种方法,时间复杂度小且识别精度较高,能够满足多数的图像识别情况。整个图像特征识别库建立分为三个部分。首先对标准图库中的图像进行基于 Contourlet 变换的分解,得到不同分辨率下的子图;然后对各个子图进行 Hu 矩特征提取;根据各特征识别率的不同进行特征筛选,按一定规则放入特征库,完成图像特征识别库的建立。

1.1 基于 Contourlet 变换的图像分解

图像分解是特征提取的基础,而基于 Contourlet 变换的图像分解能够稀疏地表示图像。因为 Contourlet 变换的基函数支撑域为长方形,且每个长方形的走向均与包含于该区域内曲线的走向一致,当分辨率和分解尺度发生变换时,尤其在分辨率高的情况下,数目相差更为悬殊,因此,本文选用 Contourlet 变换进行图像分解。

设基准图库用 R 表示, R 中图像进行 Contourlet 变换分解^[7-8]时,将分为多尺度分析和多方向性分析两个相对独立的过程来实现,首先使用拉普拉斯金字塔 (Laplacian Pyramid, LP) 滤波器对图像进行多尺度分解,用来捕捉图像多分辨率奇异点。每一层分解将得到一个低通子带图像和一个带通子带图像。对 R 中的图像进行 N 层 Contourlet 分解,得到的低通子带图像用 C_N 表示,得到的带通子带图像用 D_N 表示。

然后用方向滤波器组 (Directional Filter Bank, DFB) 将带通子带图像 D_N 进行方向分解,将分布在相同方向上的奇异点合成为一个系数。方向滤波器组呈树状分解,若方向滤波器组对图像进行 L 层分解,将在每层频域分解成 $2L$ 个楔形子带。本文用 D_N^j 表示 R 在第 N 层上、方向为 j 的带通子图。

图像进行基于 Contourlet 变换的分解后,将得到不同尺

收稿日期:2009-10-09;修回日期:2009-12-09。 基金项目:航空科学基金资助项目(2008ZD54011)。

作者简介:李忠海(1962-),男,辽宁沈阳人,教授,博士,主要研究方向:模式识别、图像处理; 李南南(1984-),女,辽宁北票人,硕士研究生,主要研究方向:模式识别、图像处理。

度、不同方向上的子图,为进行图像的特征提取奠定了基础。

1.2 基于 Hu 不变矩的特征提取

不变矩方法是一种比较经典的特征提取方法,矩在统计学中被用来反映随机变量的分布情况,如果将图像的灰度值看作是一个二维或三维的密度分布函数,那么矩方法即可用于图像分析领域并用作图像特征的提取。图像 Hu 不变矩具有恒定性,对于图像特征提取来说,当图像发生平移、旋转、镜像、尺度变换时,特征的稳定性是一个非常重要的衡量标准。矩不变量这种不随图像的位置、大小和方向而变化的特点,是一个非常有效的工具,因此本文选择 Hu 不变矩作为图像的特征。

Hu 不变矩的具体推导过程可参见文献[9],此处不再赘述,只列出使用的 7 个不变矩公式,如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} \varphi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \\ \varphi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ \varphi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ \varphi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\ \varphi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ \varphi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \varphi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{02})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{array} \right. \quad (1)$$

在进行特征提取时,分别对子图 C_N 和 D_N^j 利用式(1)求出 7 个 Hu 不变矩,则对于子图 C_N 将得到 7N 个不变矩特征,对于子图 D_N^j 将得到 7jN 个不变矩特征,这些特征都将作为待筛选的识别特征。

1.3 图像特征筛选及识别库的建立

图像特征识别库的建立是为了利于图像进行特征匹配,而图像特征筛选可以降低特征识别库的空间维数,提高图像识别速率。

在进行图像特征筛选时,把同一地貌图像特征均值作为判断阈值,若图像的特征值与均值相差在一定的范围内,则认为该特征识别出了该图像,从标准图像库中任意选取 n 张标准图像,将提取出的图像特征进行单一特征识别,识别出的图像张数记为 m ,定义图像特征识别率 $v = m/n$,把识别率排在前 x 维的特征提取出来,作为选取的特征,放入特征识别库。

筛选出的特征需按照一定的规则放入特征识别库,分为行向量排列及列排序两个步骤完成。由于已经经过特征筛选过程,此处排列的特征为选取的前 x 维特征,因此并非所有特征全部包括,但为了把问题阐述清楚,不对去除的特征进行特别标注,在实际使用的过程中,只需按下文排列好后的顺序,把选取的特征提取出来或是把舍弃的特征去掉即可。

先将提取出的单一子图的特征值组合成特征向量,进行行向量的排列,排列顺序为 Hu 不变矩 $(\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4, \varphi_5, \varphi_6, \varphi_7)$ 。然后把不同子图的特征行向量按分解层次和方向的不同进行列排序,排列顺序为从细节子图 C_N 到带通子图 D_N^j ;从低尺度图像到高尺度图像,即: $\{\dots, C_{N-1}, C_N, C_{N+1}, \dots\}'$, $\{\dots, D_{N-1}^j, D_N^j, D_{N+1}^j, \dots\}'$;对于带通子图 D_N^j 则按方向顺序排列,即: $\{\dots, D_N^{j-1}, D_N^j, D_N^{j+1}, \dots\}'$ 。综合以上列排序的规则得到总体的排列顺序如下:

$$\{\dots, C_{N-1}, D_{N-1}^1, \dots, D_{N-1}^{j-1}, D_{N-1}^j, D_{N-1}^{j+1}, \dots, C_N, D_N^1, \dots, D_N^{j-1}, D_N^j, D_N^{j+1}, \dots, C_{N+1}, D_{N+1}^1, \dots, D_{N+1}^{j-1}, D_{N+1}^j, D_{N+1}^{j+1}, \dots\}'$$

完成了特征的行向量排列及列排序两个步骤,则完成了图像识别特征库的建立,留待图像识别时进行匹配识别使用。

2 图像识别过程

图像识别过程,首先对图像进行 Contourlet 变换分解^[10-11],得到各子图;然后对子图进行不变矩提取,此处并不需要对所有的不变矩进行提取,只需提取与特征识别库中相同的特征向量即可;最后利用 k-mean 法完成特征匹配过程,得到识别结果。

2.1 图像的 Contourlet 变换及 Hu 不变矩提取

1) 设待识别图像用 Y 表示,对 Y 进行 Contourlet 分解,具体分解过程如 1.1 节,此处不再赘述。用 C_{YN} 表示 Y 在第 N 层上的低频子图, D_{YN}^j 表示 Y 在第 N 层上、方向为 j 的带通子图。

2) 分别对子图 C_{YN} 和 D_{YN}^j 求出与识别库中相同的不变矩,作为待识别图像的匹配特征,并组合成特征向量的形式。

2.2 基于 k-mean 法的特征匹配

k-mean 算法是一种应用最为广泛的聚类分析方法,它指定已知的聚类类别数,给定聚类效果判别准则,在对样本进行聚类时,聚类结果则由与聚类类别相同数目的聚类中心表达。算法采用迭代计算,向目标函数值减小的方向进行,直到达到最小值,则得到聚类结果。

本文算法首先选取特征库作为初始聚类中心,然后计算各个复杂图像对象相应特征到各聚类中心的距离作为判别准则,把不同对象归到离它最近的那个聚类中心所在的类;根据聚类结果计算新的聚类中心,如果相邻两次的聚类中心没有任何变化,说明对象调整结束,聚类准则函数已经收敛,聚类结束。

3 仿真实验及结果分析

为验证本文算法的有效性,进行了相关的仿真实验,分别对单一地貌图像和含有多种地貌的复杂自然图像进行了识别。下面首先介绍单一地貌图像的识别情况,此处以草地地貌图像为例,其他地貌图像的识别方法相同。

在进行实验时,经多次测试选定各参数,Contourlet 变换使用“9-7”作为拉普拉斯滤波器,使用“pkva”作为方向滤波器组,取核函数为[3](即将图像分解到一层 $8(2^3 = 8)$ 个方向),使用以上参数对无人机^[12]着陆的草地图片库进行单层分解,草地图像经 Contourlet 变换后,将得到 1 个低频图像和 8 个高频方向子图,如图 1 所示。

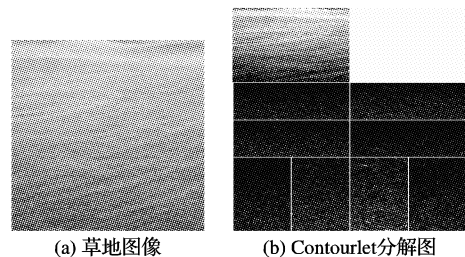


图1 草地图像与经 Contourlet 变换后的图像

对草地图片库中的基准图像进行与图 1 相同的 Contourlet 变换,对得到的 9 个子图进行 Hu 的 7 个不变矩提取,取所有图像相应不变矩的均值放入图像特征识别库。共可得到 63 个不同的特征,特征提取的情况如表 1 所示。

如果将以上得到的 63 维特征全部放入特征库作为匹配特征,则在识别过程中会降低识别速率,且其中并不是所有的特征都有好的识别效果,因此要对这些特征筛选,从标准图像库中选取 100 张图片进行特征提取,若提取出的特征与数据库中的特征相差范围在 5% 以内,则认为该特征识别出了该图像,分别计算各单一特征的识别率(见表 2),取出识别率前 10 维的特征放入特征识别库。

表1 草地图像识别特征库

图像	φ_1	φ_2	φ_3	φ_4	φ_5	φ_6	φ_7
C_1	1.9039	11.8940	11.3988	11.2020	26.4354	17.4436	23.8751
D_1^1	6.5940	12.4691	20.5015	19.5560	58.5366	25.4942	37.3140
D_1^2	9.2922	18.6789	29.6810	29.6060	83.8482	38.9046	54.1632
D_1^3	8.9302	16.6858	26.6356	26.8003	75.5618	35.2831	49.1833
D_1^4	8.7093	16.7477	27.8272	29.4213	80.7169	37.7229	57.5247
D_1^5	7.5425	13.4916	18.6851	18.2114	51.1729	24.5804	33.9507
D_1^6	6.0140	11.6468	16.2422	16.1436	40.9313	21.9666	30.2194
D_1^7	6.4440	13.0234	21.5427	21.6015	51.1274	28.0599	37.5979
D_1^8	5.3634	10.4357	15.0356	15.0243	38.9943	20.2422	28.6483

将筛选后得到的前10维特征按排列规则组成如下向量形式($C_1-\varphi_3, D_1^2-\varphi_5, D_1^3-\varphi_6, D_1^4-\varphi_1, D_1^5-\varphi_2, D_1^5-\varphi_3, D_1^5-\varphi_4, D_1^5-\varphi_6, D_1^6-\varphi_2, D_1^6-\varphi_6, D_1^7-\varphi_1$), 放入特征库。

在识别时先对只含有草地的单一地貌图像进行识别,取20张为一组,为了方便观察,把测试过的图像进行二值化处理,识别出的图像置为全0,未识别出的图像置为全1。如图2所示,其中黑色区域为识别区。由图2可知,20张图片识别出19张,识别率达到95%。对多组图像进行测试,平均识别率也达到了95%。

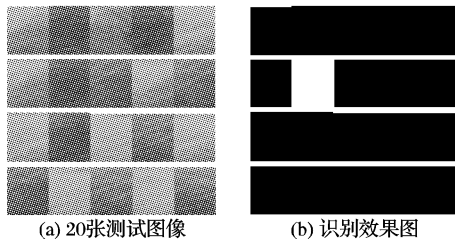


图2 实验结果1

对含有复杂地貌的图像进行识别,首先要将各个不同地貌的高识别率特征提取出来,建立完整的地貌分类特征库。本文综合无人机着陆地貌及现有地形分类,把地貌主要分为公路、湖水、草地、平原和山地等,把不同地貌的特征作为k-mean法的聚类中心初始点,对同一幅图像中的不同地貌进行分类统计。以图3(a)为例,该图中共含有公路、草地、山地三种地貌,分别对其进行识别,采用不同的颜色标记,如图3(b)所示,其中标记颜色最深的为最适宜无人机着陆的公路地貌。图4为统计各种地貌所占比重,由图可以得出公路地貌占总地貌的29%。当无人机进行着陆点识别时,只需把适宜着陆的地貌用特定的颜色标识,无人机就可以迅速识别出着陆点,这样的方法比无人机依靠机器视觉直接去识别各种地貌容易得多,提高了无人机着陆时的安全性能。

4 结语

本文提出了一种基于自然地貌的图像识别算法,该算法将Contourlet变换、Hu不变矩提取、k-mean法特征匹配有效相结合,并给出了相应的仿真实验结果和一些重要结论。通过对测试图库中的单一地貌草地图像和复杂地貌图像的识别

实验,表明本文算法是一种有效的图像识别算法。

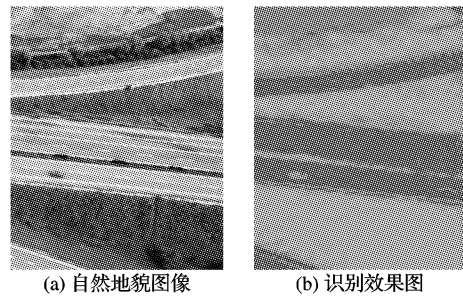


图3 实验结果2

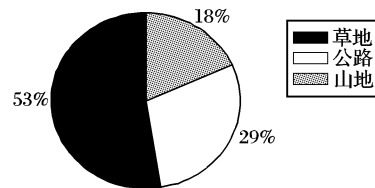


图4 各地貌比例

参考文献:

- [1] 张振宇, 黄崇林, 谭恒松. 基于小波变换的图像识别算法[J]. 计算机应用, 2007, 27(2): 97-99.
- [2] 韩煜, 葛庆平, 张存林, 等. 基于小波变换的太赫兹图像识别[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(2): 241-244.
- [3] 熊广芝, 冯大毅, 杨百愚, 等. 基于扇区投影-小波描述子的图像轮廓识别[J]. 光电工程, 2008, 35(5): 102-107.
- [4] 郭依正, 陈健美, 宋余庆, 等. 医学肝脏图像 Gabor 小波纹理特征研究[J]. 计算机应用与软件, 2008, 25(11): 44-45.
- [5] 尚政国, 赵春晖, 刘金梅. 基于 Contourlet 特征修正的纹理图像识别算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(23): 20-22.
- [6] 王红梅, 李言俊, 张科. 一种基于 Contourlet 变换的图像匹配算法[J]. 宇航学报, 2008, 29(5): 1643-1647.
- [7] DO M N, VETTERLI M. The Contourlet transform: An eddicient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [8] PO D D Y, DO M N. Directional muhiscale modeling of images using the Contourlet transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6): 1610-1620.
- [9] 周献中, 史迎春, 王韬. 基于 HSV 颜色空间加权 Hu 不变矩的台标识别[J]. 南京理工大学学报, 2005, 29(5): 363-367.
- [10] PENNEC E L, MALLAT S. Sparse geometric image representation with bandelets[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(4): 423-438.
- [11] LI ZHONG-HAI, CUI JIANG-GUO, WANG HONG-YAN, et al. Quantitative analyses for the strength of noises in images[J]. Journal of Information & Computational Science, 2008, 5(1): 405-411.
- [12] LI ZHONG-HAI, LI NAN-NAN, CUI JIAN-GUO. The design on the visual servo system for landing aerial robotic[J]. Journal of Information and Computational Science, 2008, 4(2/4): 3277-3280.