

一种基于区域加权的飞机识别方法

李 渝 吴增印

(西安空间无线电技术研究所 西安 710071)

摘 要 为了区分不同种类的飞机,根据飞机结构的特殊性,提出了一种基于区域加权的飞机识别方法。首先利用 Gabor 变换的多尺度多方向性提取飞机的机头、机翼、机尾 3 个有效区域,分别对这 3 个区域提取特征并识别,然后根据不同区域对飞机全局特征的贡献为 3 个区域分配权重,最后结合权重将不同区域识别结果进行融合得到最终的飞机类型。实验结果表明在相同数量级识别时间的条件下,本文飞机识别方法比传统的支持向量机、神经网络等方法有更高的识别率,同时有较强的抗遮挡效果,是一种有效的飞机目标识别方法。

关键词 Gabor 变换,特征提取,权重,抗遮挡,识别率

中图分类号 TP75 文献标识码 A

Recognition of Aircrafts Based on Weighted Area

LI Yu WU Zeng-yin

(Xi'an Institute of Space Radio Technology, Xi'an 710071, China)

Abstract An aircraft identification method based on weighted area was proposed to distinguish different aircrafts by means of the difference of their structures. Firstly, obtain the head, wing and tail of the aircraft using the multi-scale and multi-direction characters of Gabor transform, extract the features of the three areas and recognise them respectively, then distribute the weight for the three regional according to the different regional contribution to the aircrafts' global features, finally combine with the weight of the recognition results in different regions to get the final aircraft type. The results show that this method has a higher recognition rate than traditional support vector machine and neural network methods under the same order of magnitude recognition time conditions and a strong anti-overlap effect, so it is an effective method of aircraft target recognition in this paper.

Keywords Gabor transform, Feature extraction, Weight, Anti-overlap, Recognition rate

1 引言

飞机识别是目标识别研究的重要领域,随着光学遥感图像分辨率的不断提高,在复杂的卫星图像中准确识别出飞机类型有着重要军事意义。国内外学者对这个问题做了大量研究, Dudani 等^[1]提取飞机不变矩作为特征,分别用 Bayes 准则和 K 近邻准则进行识别,其识别率均达到 90% 以上。Louis P^[2] 等人采用椭圆傅里叶描述算子对不同形状目标进行识别,实验数据体现了此算子对目标识别的有效性。王鹏伟等^[3]根据飞机本身的特殊结构,用核聚类算法将图像中背景区域角点和飞机区域角点进行聚类,得到了较好的检测结果。陈丽等^[4]将支持向量机方法和 K-近邻分类器方法得到的特征进行融合,实验结果表明此方法的识别率高于单独使用支持向量机方法和 K-近邻分类器方法。李新德等^[5]针对飞机图像目标不精确、不完全等特点导致识别率不高的问题,提出了一种基于 DSmT 和 PNN 网络的飞机图像目标多特征融合识别算法,识别率可达到 97% 以上。

本文根据不同飞机之间结构的差别,提出了一种根据区域识别结果进行加权的识别方法。首先在大量飞机图片中提

取具有重要特征信息的飞机区域,如机头、机翼、机尾,将提取出的区域进行分类作为训练集,对测试样本中飞机不同区域分别进行识别,然后根据不同区域对飞机全局特征的贡献为区域分配权重,最后根据不同区域的权重完成最终的识别。

2 区域提取

2.1 Gabor 变换

Gabor 变换中 Gabor 滤波器具有在空间域和频率域同时取得最优局部化的特性,因此能够较好地描述尺度、空间位置及方向的局部结构信息。下面根据 Gabor 变换的多尺度多方向性提取飞机图像的不同区域,其中飞机图像是经过预处理得到的二值化图像,图 1 中(a)是原始飞机图,(b)到(d)是经过 Gabor 变换提取纹理特征后的部分图像。(b)中亮度较高的线段所在区域对应着飞机的机头和机身,机头和机身轮廓由两条基本平行的线段组成,其中机头区域在边缘,机身区域在中间,(c)和(d)亮度较高的线段对应着机翼和机尾所在区域,机翼和机尾轮廓由相交的线段组成,其中机翼区域面积较大,机尾区域面积较小,而且(c)和(d)中机翼和机尾所在区域是对称的。由于不同飞机的结构是已知的,根据飞机本身的

李 渝(1988—),男,硕士生,主要研究方向为空间光学遥感图像目标识别,E-mail:405416718@qq.com;吴增印(1958—),男,研究员,硕士生导师,主要研究方向为数据传输与处理。

特殊轮廓结构,在 Gabor 变换时只要选取足够的尺度和方向数,很容易从变换后的图像中分离出各个区域。

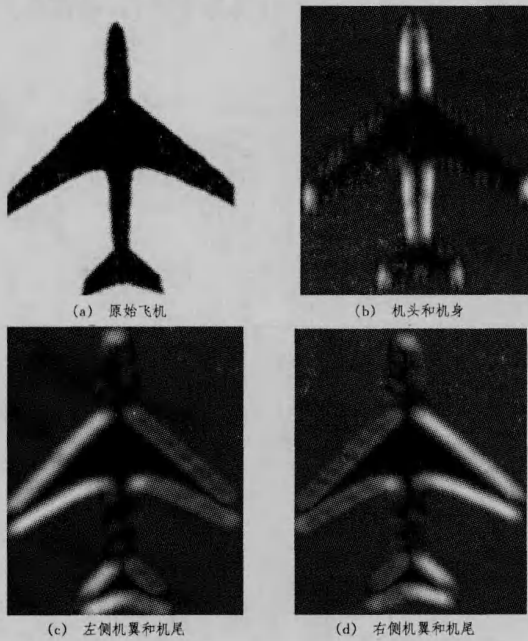


图 1 区域提取

2.2 区域提取

由于 Gabor 变换本身具有多尺度多方向性,因此可以对任意尺度、任意方向的飞机进行 Gabor 变换得到其纹理图像,提取出飞机图像的机头、机翼、机尾。图 2—图 4 分别是多种飞机图像中提取的机头、机翼、机尾 3 个区域,其中每个区域有 6 种不同的类型,3 种区域的组合理论上可以完成 216 种飞机类型的识别。



图 2 机头



图 3 机翼



图 4 机尾

3 飞机识别和结果分析

3.1 区域权重计算

不同飞机的特征主要体现在机头、机翼、机尾的某一部分或几个部分,为了充分体现不同区域对整体特征的贡献,分别对样本飞机中的机头、机翼、机尾进行遮挡,求出原图像和遮挡后图像的平均半径 R 、Hu 不变矩、周长 L 、面积 A 、圆度 C 、紧密度 V 以及周长面积比 S 。Hu 不变矩定义为:

$$\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$$

$$\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$$

$$\phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{33})^2$$

$$\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{33})^2$$

$$\phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{33})^2] +$$

$$(3\eta_{21} - \eta_{33})(\eta_{21} + \eta_{33})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{33})^2]$$

$$\phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{33})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{33})$$

$$\phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{02})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{33})^2] +$$

$$(3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{33})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{33})^2]$$

$$\text{平均半径定义为: } R = \sum_i^n a_i / n$$

$$\text{圆度定义为: } C = L^2 / (4\pi A)$$

$$\text{紧密度定义为: } V = 2 * \sqrt{A * \pi} / L$$

$$\text{周长面积比定义为: } S = L / A$$

其中, n 是飞机图像中顶点个数, a_i 是第 i 个顶点到飞机中心的距离, L 为目标周长, A 为目标面积。

遮挡后的飞机图像与原飞机图像的参数差别越大,表明被遮挡部分对整体特征贡献越大,下面引入遮挡前后飞机图像多参数特征向量的欧氏距离计算飞机区域权重。

3.1.1 样本飞机区域权重计算

为了得到每类飞机不同区域的权重,引入 $P = [\phi_1 \phi_2 \phi_3 \phi_4 \phi_5 \phi_6 \phi_7 R L A C V S]$ 作为特征向量,计算将机头、机翼、机尾遮挡后图像和原图像的特征向量,分别求出遮挡后图像与原图像特征向量的欧式距离 d_1, d_2, d_3 , 可得样本飞机机头区域的最终权重 $w_1 = 1/d_1 / (1/d_1 + 1/d_2 + 1/d_3)$ 。

样本飞机机翼区域的最终权重 $w_2 = 1/d_2 / (1/d_1 + 1/d_2 + 1/d_3)$ 。

样本飞机机尾区域的最终权重 $w_3 = 1/d_3 / (1/d_1 + 1/d_2 + 1/d_3)$ 。

这样,每个区域的权重都体现出对全局特征的贡献,表 1 描述了样本飞机库中不同飞机的区域权重。

表 1 飞机区域权重

| 飞机类型 | 遮挡区域 | 权重 |
|------|------|--------|
| 1 | 机头 | 0.2874 |
| 1 | 机翼 | 0.3456 |
| 1 | 机尾 | 0.3670 |
| 2 | 机头 | 0.4527 |
| 2 | 机翼 | 0.3970 |
| 2 | 机尾 | 0.1503 |
| 3 | 机头 | 0.2037 |
| 3 | 机翼 | 0.4283 |
| 3 | 机尾 | 0.3680 |
| 4 | 机头 | 0.2985 |
| 4 | 机翼 | 0.3180 |
| 4 | 机尾 | 0.3835 |
| 5 | 机头 | 0.1641 |
| 5 | 机翼 | 0.5541 |
| 5 | 机尾 | 0.2818 |
| 6 | 机头 | 0.1250 |
| 6 | 机翼 | 0.5119 |
| 6 | 机尾 | 0.3631 |

3.1.2 测试飞机区域权重计算

本文仿真实验在 Matlab 7.0 环境下进行,采用 6 类样本飞机,每类取 48 幅不同姿态的飞机图像,共 288 张飞机图像,一半作为训练样本,一半作为测试样本,飞机像素尺寸为 $165 * 187$,图 5 是飞机的部分姿态图像。对于测试飞机,将机头、机翼、机尾区域设为飞机的 1、2、3 区域,定义识别出的机头区域为 j_1 ,对应表 1 中机头权重 w_{j_1} ,机翼区域为 p_2 ,对应表 1 中机翼权重 w_{p_2} ,机尾区域为 q_3 ,对应表 1 中机尾权重 w_{q_3} ,其中 $i, j, p, q \in 1, 2, \dots, 6$ 。测试样本的飞机机头权重定义为 w_i

$$=w_{j1}/(w_{j1}+w_{j2}+w_{j3})。$$

机翼权重定义为 $w_2 = w_{j2}/(w_{j1}+w_{j2}+w_{j3})。$

机尾权重定义为 $w_3 = w_{j3}/(w_{j1}+w_{j2}+w_{j3})。$

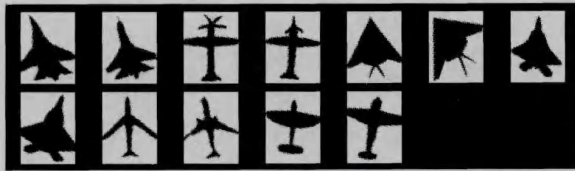


图5 部分样本飞机

3.2 区域加权识别

由于测试图像受各种噪声、部分遮挡以及飞行角度等影响,在图像归一化后图像整体特征与真实飞机整体特征存在一定差异,影响最终的飞机类型判别,图6是利用支持向量机方法错误识别的结果。

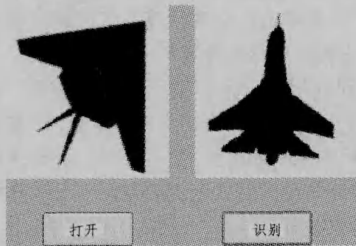


图6 错误识别

为了在同一数量级识别时间条件下达到更高的识别率,本文采用基于区域加权的方法进行识别,由前文权重的计算方法可知权重大小主要体现的是飞机图像的全局特征,而区域识别方法体现的则是飞机重要的部分区域特征,因此对区域特征进行加权识别的方法理论上是一种性能较好的方法。

图7是基于区域加权方法的识别原理,设有 n 类飞机,具有识别出的机头类型的飞机有 $a1, b1, c1, \dots$, 具有识别出的机翼类型的飞机有 $d2, e2, f2, \dots$, 具有识别出的机尾类型的飞机有 $g3, h3, k3, \dots$, 其中 $a, b, c, d, e, f, g, h, k \in 1, 2, \dots, 6$ 。

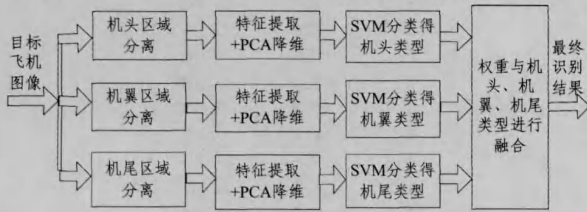


图7 基于区域加权方法的识别原理

对识别出的有区域类型的飞机赋予相应权重,无此类型的飞机对应权重为0,则最终的识别类型 i 权重满足

$$w_i = \max(w_{i1} + w_{i2} + w_{i3}) \quad (1)$$

下面采用基于区域加权方法进行识别,考虑到篇幅限制,对样本库中6类飞机每类随机抽取3张测试飞机图像。

定义 $i(abc)$ 表示第 i 类飞机是由第 a 类机头、第 b 类机翼、第 c 类机尾组成。

识别过程如图8所示,不同区域的识别结果均存在错误,但经过加权判决部分错误识别结果得到纠正。对图6中错误识别的测试飞机,用以上方法进行重新识别结果如图9所示,识别类型正确。前面的支持向量机方法提取的特征是30维,为了保证识别时间大致相同,分别对机头、机翼、机尾3个区域提取特征后用PCA降维至10维,这样使识别用的总维数

不变。表2数据表明此方法与其它方法相比,在相同数量级识别时间条件下识别率很高,其中用支持向量机方法对不变矩特征分类所用平均识别时间远小于其它几种方法,但此方法识别率过低。

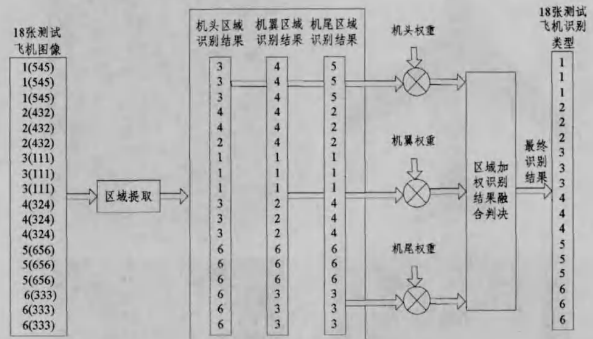


图8 基于区域加权方法的识别过程

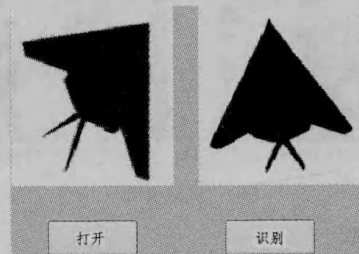


图9 正确识别

表2 识别结果

| 识别方法 | 识别率 | 平均识别时间(s) |
|---------------|----------|-----------|
| 神经网络+PCA | 60% | 0.1102 |
| Gabor特征+支持向量机 | 66.6667% | 0.1043 |
| 不变矩+支持向量机 | 50% | 0.0043 |
| 支持向量机+PCA | 88.8889% | 0.1123 |
| 本文方法 | 94.4444% | 0.1384 |

3.3 特征向量维数对识别率的影响

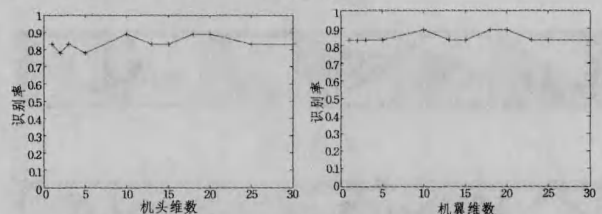


图10 机头区域识别率与维数关系

图11 机翼区域识别率与维数关系

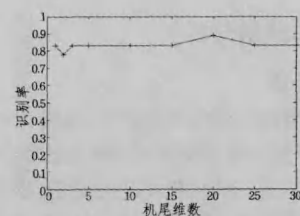


图12 机尾区域识别率与维数关系

对相同种类的飞机,用PCA方法降维提取较少的特征维数,可以减少识别时间,尽量满足实时性识别要求,但当特征维数过低时,不能充分表示原有图像的重要特征,导致飞机图像的识别率降低,因此研究特征维数对识别率的影响是必有

要的。图10—图12描述了用PCA方法降维后区域特征向量维数对区域识别率的影响,由图中区域识别率与维数关系可知,区域特征维数改变时,区域识别率变化不大,这是由于区域特征没有整个飞机图像特征那么复杂,因此可以用较少维数的区域特征得到较理想识别率,当机头机翼、机尾的特征向量维数大于5时,区域识别率可稳定在较高值。

3.4 大面积遮挡条件下的飞机识别

对于小面积遮挡传统识别方法在一定程度上适用,但当遮挡面积较大时,传统识别方法很难正确识别飞机类型。下面根据两种不同情况来解决大面积遮挡识别问题。

3.4.1 区域拒判情况

用矩形模拟大范围遮挡,采用支持向量机方法提取特征进行识别结果如图13所示,由于大面积遮挡严重影响了飞机的原有轮廓特征,导致识别结果错误。

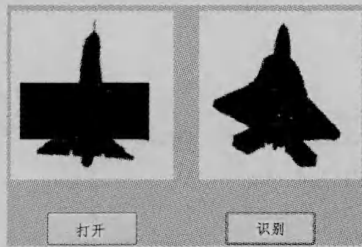


图13 错误识别

对于遮挡问题,可以采用区域加权方法进行识别。首先根据前面3.1节的方法提取测试飞机中分离出的机头、机翼、机尾3个区域的特征向量,分别计算此特征向量与已有训练样本区域特征向量的欧氏距离,机头区域对应欧氏距离大于91.5,则拒判;机翼区域对应欧氏距离大于32.8,则拒判;机尾区域对应欧氏距离大于43.1,则拒判。以上3个拒判阈值是从不同样本相同区域之间求出的特征向量的欧氏距离最大值。表3是对被遮挡测试飞机的判决结果,由于机翼区域拒判,只用机头和机尾区域的判决结果进行加权识别,由3.2节知,第1类飞机可表示为1(5_5),满足式(1)中权重最大值,故识别类型是第1类飞机,与测试飞机类型一致。

表3 测试飞机的识别结果

| 区域 | 欧氏距离 | 分类结果 |
|----|--------------|-------|
| 机头 | <91.5 | 第5类机头 |
| 机翼 | 110.2(>32.8) | 拒判 |
| 机尾 | <43.1 | 第5类机尾 |

3.4.2 区域误判情况

当遮挡区域轮廓与某些飞机区域轮廓非常相似时,很可能导致飞机类型的误判,例如如图14中原飞机机翼是第5类,被遮挡后与第1类机翼更相似,采用支持向量机方法进行判别,识别类型错误。

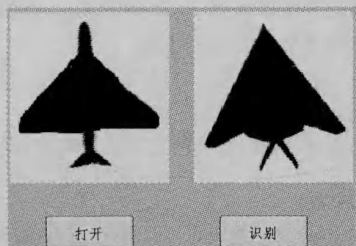


图14 错误识别

采用本文中区域加权的识别方法,如表4所列,机头、机翼、机尾均未拒判,对3个区域识别结果进行加权后,依据3.2节将第5类飞机定义为5(656),具有式(1)中权重最大值,故最终判决为第5类飞机,虽然机翼区域识别错误,但飞机识别结果正确。

表4 测试飞机的识别结果

| 区域 | 欧氏距离 | 分类结果 |
|----|-------|-------|
| 机头 | <91.5 | 第6类机头 |
| 机翼 | <32.8 | 第1类机翼 |
| 机尾 | <43.1 | 第6类机尾 |

结束语 本文采用Gabor变换的多尺度多方向性提取飞机的不同区域,引入权重体现飞机的全局特征,然后提取不同区域的特征进行降维,最后将区域识别结果加权得到最后的飞机识别类型。文中拒判阈值和权重的计算是基于样本飞机库中6类飞机,克服了人工直观对其赋值的不可靠性。此方法适用性较强,只有在飞机图像中有效特征严重不足时,例如机头、机身、机尾中2个或2个以上区域识别错误,才有可能导致最终的误判,而且在大范围面积遮挡条件下,依然能取得较好的识别效果。下一步工作一方面是寻找更有效的全局特征和局部特征,满足多种飞机识别的要求,另一方面不同区域的组合可以表示多种飞机型号,所以基于区域加权识别方法在飞机种类较多时更能体现出此方法良好的识别性能,同时本文区域权重的选择方法很大程度上依赖于样本飞机库的选取,样本飞机库种类和数量的增多可以保证权重计算有更高的可靠性。

参考文献

- [1] Dudani S A, Breeding K J, McGhee R B. Aircraft identification by moment invariants[J]. IEEE Transactions on Computers, 1977, C-26(1): 39
- [2] Nicoli L P, Anagnostopoulos G C. Shape-based Recognition of Targets in Synthetic Aperture Radar Images using Elliptical Fourier Descriptors[C]// Proc. SPIE2008, Palais des Congres Parc Chanot. Marseille, France, vol.6967. 2008: 1-12
- [3] 王鹏伟, 吴秀清, 余珊. 基于角点特征和自适应核聚类算法的目标识别[J]. 计算机工程, 2007, 33(6): 179
- [4] 陈丽, 陈静. 基于支持向量机和K-近邻分类器的多特征融合方法[J]. 计算机应用, 2009, 29(3): 833
- [5] 李新德, 杨伟东, Jean D. 一种飞机图像目标多特征信息融合识别方法[J]. 自动化学报, 2012, 38(8): 1298
- [6] 陈传峰. 基于图像的局部遮挡目标识别关键技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2007
- [7] 宦若虹, 张平, 潘贇. PCA、ICA和Gabor小波决策融合的SAR目标识别[J]. 遥感学报, 2012, 16(2): 262
- [8] 王宇新, 郭禾, 何昌钦, 等. 用于图像场景分类的空间视觉词袋模型[J]. 计算机科学, 2011, 38(8): 265
- [9] 刘帅师. 非均匀光照和局部遮挡情况下的鲁棒表情识别理论与方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2012