

基于混合矩特征提取的飞机图像识别

吴东华¹, 夏洪山¹, 徐 波²

(1 南京航空航天大学 民航学院, 江苏 南京 210016; 2 南京林业大学 网络中心, 江苏 南京 210037)

摘 要: 提出了一种新的基于图像区域纹理混合矩特征的飞机识别算法. 该算法基于一阶直方图的颜色矩特征和基于灰度共生矩阵提取区域图像相关性、角二阶矩、对比度、相关性、倒数差分矩特征, 实现有效降维, 并采用聚类分析方法对飞机图像进行识别, 实验结果显示基于该特征提取的识别方法识别正确率达 95% 以上, 通过对比试验说明, 该算法有较好的识别性能.

关键词: 混合矩; 颜色矩; 灰度共生矩阵; 特征提取; 聚类分析

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)10-0188-06

Aircraft Recognition Based on Mixed Moment Algorithm

WU Dong-hua¹, XIA Hong-shan¹, XU Bo²

(1 College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2 School of Information Technology, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: A new method based on mixed moment and clustering algorithm for aircraft recognition was proposed. The method extract the texture color features and four image texture characteristics: contrast, correlation, ASM, IDF from the aircraft images, decreasing the data dimensions, classifying the feature data set by K-means and BSAS, identifying correctly the aircraft location. According to the comparing experiment, the method can automatically identify aircraft location rapidly and effectively.

Key words: Mixed moment; Color moment; GLCM; Extraction of features; Cluster analysis

1 引言

利用遥感图像, 进行飞机目标的自动识别, 提供快速的、准确的军事情报, 在国防建设和民用中具有重要意义. 目前国内外很多研究者将模糊理论应用于图像分割及边缘检测中, 取得了优于传统图像处理的结果. Saidi^[1]等利用傅里叶变换提取图像的形态学特征, 采用欧氏距离计算样本间相似度对飞机图像进行了自动识别, 正确率达 64% 以上. Abdelmalek Toumi^[2]等应用 Watersheds transformation 提取飞机的形状特征, 使用马氏距离进行了飞机图像聚类识别, 正确率达 83% 以上. 王鹏伟等^[3]应用角点特征提取和 Mercer 核聚类算法仅对高斯或椭球状分布的数据达到了良好识别效果, 严柏军等^[4]提出了一种基于 hu 矩特征匹配的快速目标检

测算法. 张名成等^[5]提出了一种基于闭合轮廓提取, 并通过部分特征匹配进行机型识别的方法, 虚警很少, 但在源图像个别目标边缘很弱的情况下, 可能会产生大量漏警.

本文针对在图片背景复杂, 或出现与机身颜色相近的干扰背景下, 提高飞机图像的正确识别率进行了研究, 提出了一种基于图像区域纹理特征混合矩的飞机图像识别方法. 该方法基于混合矩的特征提取, 对飞机图像使用聚类分析方法进行识别, 通过与基于单一颜色矩特征提取的对比实验, 结果显示基于混合矩的识别效果明显优于后者.

2 背景

2.1 YUV 颜色模型

颜色模型是指某个三维颜色空间中的一个可见

光子集,它包含某个颜色域的所有颜色.在彩色电视系统中,通常把彩色图像信号,经分色、放大、校正、矩阵变换得到亮度信号Y和两个色差信号R-Y、B-Y,最后发送端将亮度和色差三个信号分别进行编码,用同一信道发送出去.这就是YUV色彩空间.当白光的亮度用Y来表示时,可以用式(1)将原始RGB图像U变换成灰度图像H,其中R、G、B分别代表U中的红色、绿色和蓝色分量.

$$H=0.2989 \times R+0.5870 \times G+0.1140 \times B \quad (1)$$

2.2 图像区域特征向量的生成

对飞机图像而言,图像的颜色特征可以较好的区分飞机图像的前景和背景.

2.2.1 颜色矩

令I代表区域中灰度级的随机变量, N_g 为可能的灰度级数量,一阶直方图 $P(I)$ 定义为

$$P(I) = \frac{\text{灰度级为 } I \text{ 的像素数}}{\text{区域中的总像素数}} \quad (2)$$

基于颜色矩的一阶矩(Colour Average,CA)和二阶矩(Color Variance,CV)定义为

(1) 图像的一阶矩(Colour Average,CA):

$$m_1 = E[I] = \sum_{I=0}^{N_g-1} I \cdot P(I) \quad (3)$$

(2) 图像的二阶矩(Color Variance,CV):

$$u_2 = E[(I - E[I])^2] = \sum_{I=0}^{N_g-1} (I - m_1)^2 P(I) \quad (4)$$

2.2.2 由灰度共生矩阵生成的图像区域纹理特征

由灰度共生矩阵生成的图像区域纹理特征是一种具有统计特征的全局特征,常具有旋转不变性,并且对于噪声有较强的抵抗能力.

2.2.2.1 灰度共生矩阵

令d是用像素数量表示的相对距离, ϕ 表示在水平、对角线、垂直、反对角线($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135°).4个方向上被量化.对于d和 ϕ 的每种组合,二维直方图定义为

$$0^\circ: P(I(m,n) = I_1, I(m \pm d, n) = I_2) = \text{具有}(I_1, I_2) \text{ 值且距离} = d \text{ 的像素对} \\ \text{可能像素} \quad (5)$$

$$45^\circ: P(I(m,n) = I_1, I(m \pm d, n \mp d) = I_2) \quad (6)$$

$$90^\circ: P(I(m,n) = I_1, I(m, n \mp d) = I_2) \quad (7)$$

$$135^\circ: P(I(m,n) = I_1, I(m \pm d, n \pm d) = I_2) \quad (8)$$

对(d, ϕ)的灰度共生矩阵定义为矩阵 $A^{[6]}$:

$$A_{N_g \times N_g}(d, \phi) = \frac{1}{R} \begin{bmatrix} \eta(0,0), \eta(0,1), \dots, \eta(0, N_g-1) \\ \eta(1,0), \eta(1,1), \dots, \eta(1, N_g-1) \\ \dots\dots\dots \\ \eta(N_g-1,0), \dots, \\ \eta(N_g-1, N_g-1) \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中, $\eta(I_i, I_j)$ 是像素对在相对位置(d, ϕ)的数量,其灰度值分别为 I_i, I_j ;R是可能像素对的总数.

2.2.2.2 特征参数

$$P(i,j) = \frac{1}{R} \eta(I_i, I_j)$$

$$\text{令: } E_{xy}^1 = - \sum_i \sum_j P(i,j) \log(P_x(i) P_y(j)); \quad (10)$$

$$E_{xy}^2 = - \sum_j \sum_i P_x(i) P_y(j) \log(P_x(i) P_y(j));$$

$$P_x(i) = \sum_j P(i,j);$$

$$P_y(j) = \sum_i P(i,j);$$

$$P_{x \pm y}(k) = \sum_i \sum_{j, |i \pm j| = k} P(i,j);$$

$$Q(i,j) = \sum_k \frac{P(i,k) P(j,k)}{P_x(i) P_y(k)};$$

定义由灰度共生矩阵A生成的二阶直方图的14个图像的纹理特征,如下:

$$(1) \text{ 熵}(E): E_{xy} = - \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i,j) \log_2 P(i,j) \quad (11)$$

(2) 对比度(CON):

$$\text{CON} = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \left\{ \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p(i,j) \right\} \quad (12)$$

(3) 相关性(COR):

$$\text{COR} = \frac{\left\{ \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (ij) P(i,j) \right\} - u_x u_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (13)$$

其中, u_x, u_y 是均值; σ_x, σ_y 是偏差.

(4) 角二阶矩(ASM):

$$\text{ASM} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (P(i,j))^2 \quad (14)$$

(5) 倒数差分距(IDF):

$$\text{IDF} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{P(i,j)}{1 + (i-j)^2} \quad (15)$$

(6) 和均值(SOA):

$$\text{SOA}(\hat{A}) = \sum_{i=0}^{2N_g-2(N_g-1)} i P_{x+y}(i) \quad (16)$$

(7) 差分方差(VOD):

$$\text{VOD} = \sum_{i=0}^{N_g-1} (i - \hat{A})^2 P_{x-y}(i) \quad (17)$$

(8) 方差(Variance, VAR):

$$\text{VAR} = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 P(i,j) \quad (18)$$

(9) 和方差(SOV):

SOV = \sum_{i=0}^{N_g-1} (i - SOA)^2 P_{x+y}(i) \tag{19}

(10) 差分熵(DOE):

DOE = - \sum_{i=0}^{N_g-1} P_{x-y}(i) \log P_{x-y}(i) \tag{20}

(11) 熵的和(SOE):

SOE = - \sum_{i=0}^{2N_g-1} P_{x+y}(i) \log P_{x+y}(i) \tag{21}

(12) 信息测度 I(SOC):

SOC = \frac{E_{xy} - E_{xy}^1}{\max\{E_x, E_y\}} \tag{22}

(13) 信息测度 II (POC):

POC = \sqrt{1 - \exp(-2(E_{xy}^2 - E_{xy}))} \tag{23}

(14) 最大相关系数(MP):

MP = (Q 的第 2 大本征值)^{\frac{1}{2}} \tag{24}

2. 3 基于混合矩的纹理特征提取

按识别贡献大小,提取角二阶矩、对比度、相关性、倒数差分矩和颜色矩的一阶矩、二阶矩作为待测目标的混合矩特征.

对比图 1 中飞机图片的机身(a)和有蓝天白云的背景(b)两个不同区域,(a)部分比(b)粗糙的多.

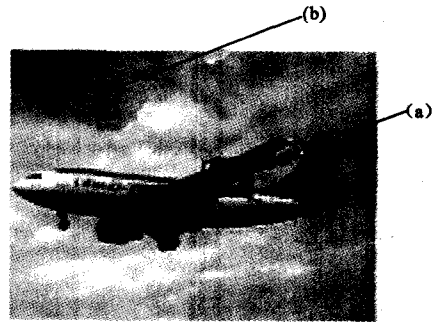


图 1 飞机图片

表 1 中给出了图 1(a)、(b)两区域的 CA、CV、CON、COR、ASM、IDF 特征向量值.

图 2 中给出的是两区域的特征向量的比较. 从图 2 中可以看出粗糙部分的 ASM 值明显比光滑部分的值低,而且稳定. 而它们的 CV 和 CON 特征值却表现的相反.

表 1 图 1(a)、(b)两区域的混合矩

CA		CV		CON		COR		ASM		IDF	
(a) 区域	(b) 区域	(a) 区域	(b) 区域	(a) 区域	(b) 区域	(a) 区域	(b) 区域	(a) 区域	(b) 区域	(a) 区域	(b) 区域
44.04	229.65	13.295 34	2.306 666	1 531.318	6.434 568	0.855 618	0.832 479	0.015 056	0.023 931	0.309 763	0.475 21
45.5	230.49	16.683 93	2.324 637	1 641.501	6.366 049	0.811 945	0.688 697	0.009 633	0.029 353	0.248 194	0.518 513
40.75	232.85	12.483 02	2.257 982	3 612.426	5.822 531	0.709 829	0.719 142	0.007 715	0.029 443	0.171 487	0.483 81 9
77.64	153.99	79.447 4	0.745 288	1 488.234	4.342 901	0.895 977	0.852 117	0.010 686	0.027 118	0.259 928	0.517 048
209.45	153.88	10.937 26	0.997 775	1 186.291	4.457 099	0.818 225	0.748 91	0.009 025	0.057 614	0.239 044	0.579 488
42.94	229.95	16.396 49	2.212 796	2 229.905	6.354 938	0.256 748	0.897 822	0.007 309	0.022 525	0.173 042	0.488 164
222.21	155.19	8.171 514	1.169 434	4 063.084	3.374 074	0.706 11	0.879 242	0.087 54	0.063 07	0.198 273	0.591 301
189.55	175.52	27.913 78	6.275 622	1 921.456	2.380 864	0.264 349	0.741 132	0.007 814	0.067 928	0.185 036	0.621 394
89.61	231.54	83.882 42	2.434 682	2 482.342	1.727 16	0.565 692	0.357 446	0.007 332	0.127 013	0.157 198	0.656 934
74.06	233.58	70.817	2.716 132	2 115.955	1.245 679	0.800 615	0.69 222	0.075 42	0.104 464	0.176 972	0.724 614
223.8	155.13	7.331 956	1.125 059	2 093.022	2.348 765	0.557 61	0.683 062	0.010 702	0.082 612	0.289 364	0.628 99
172.33	156.22	75.578 72	0.938 298	2 332.435	2.543 827	0.648 559	0.782 439	0.010 907	0.049 988	0.218 133	0.586 96
87.57	157.07	69.092 57	1.165 627	2 473.967	1.292 901	0.324 416	0.670 464	0.009 178	0.117 996	0.221 462	0.706 044
130.02	158.27	80.467 7	1.285 938	2 764.217	1.675	0.335 49	0.485 437	0.008 874	0.117 277	0.202 771	0.678 22
204.77	158.92	24.163 52	1.580 692	2 288.122	2.141 358	0.308 87	0.560 572	0.006 904	0.831 88	0.144 927	0.634 902
206.44	165.78	4.784 909	5.000 162	4 366.129	2.233 951	0.296 527	0.598 458	0.007 894	0.068 509	0.132 368	0.607 459
148.39	178.96	32.109 31	4.401 377	3 155.034	2.623 765	0.302 977	0.798 117	0.006 775	0.043 835	0.134 039	0.615 842
165.57	184.17	37.247 26	3.795 412	3 988.719	1.328 395	0.250 37	0.800 389	0.006 386	0.072 595	0.103 816	0.675 926
72.11	230.8	59.854 69	1.853 198	4 356.894	1.411 728	0.603 484	0.692 312	0.006 24	0.125 988	0.079 95	0.705 664
65.48	153.67	68.331 26	0.779 212	3 788.718	1.539 198	0.732 964	0.542 674	0.006 494	0.110 669	0.130 419	0.698 447

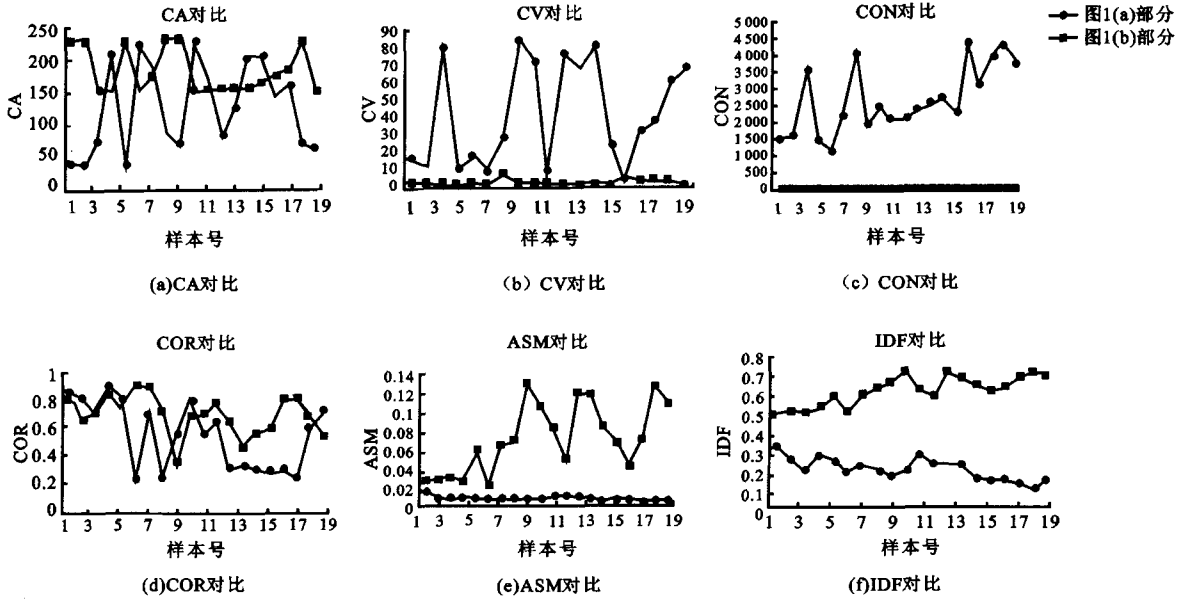


图2 图1(a)、(b)两区域混合矩的对比

3 基于混合矩的飞机图像聚类识别算法

3.1 飞机图像的预处理

首先,将原始图片 $M \times N$ 分割成 $m \times n$ 个大小为 $K \times K$ 像素的区域 $SS_{m \times n}$ 作为图像区域样本。

$$SS_{m \times n} = \begin{bmatrix} SS_{11}, SS_{12}, \dots, SS_{1n} \\ SS_{21}, SS_{22}, \dots, SS_{2n} \\ \dots \\ SS_{m1}, SS_{m2}, \dots, SS_{mn} \end{bmatrix} = H_{M \times N}$$

$$\text{其中, } m = \lfloor \frac{M}{K} \rfloor, n = \lfloor \frac{N}{K} \rfloor \quad (25)$$

每一个样本 SS_{ij} 由 6 个特征值进行表征,组成样本空间 $S_{p \times 6}$. 其中, $P = m \times n$,

$$S_{p \times 6} = \begin{bmatrix} S_{11}, S_{12}, S_{13}, S_{14}, S_{15}, S_{16} \\ S_{21}, S_{22}, S_{23}, S_{24}, S_{25}, S_{26} \\ \dots \\ S_{p1}, S_{p2}, S_{p3}, S_{p4}, S_{p5}, S_{p6} \end{bmatrix}$$

然后,为了避免小值的特征被大值的特征淹没,对于第 k 个特征的第 i 个区域样本,我们用式(26)进行归一化:

$$\bar{s}_k = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p S_{ik}, \quad k = 1, 2, \dots, 6 \quad (26)$$

$$\sigma_k^2 = \frac{1}{p-1} \sum_{i=1}^p (S_{ik} - \bar{s}_k)^2$$

$$\hat{s}_{ik} = \frac{S_{ik} - \bar{s}_k}{\sigma_k}$$

得到向量:

$$S_{p \times 6} = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} & S_{13} & S_{14} & S_{15} & S_{16} \\ S_{21} & S_{22} & S_{23} & S_{24} & S_{25} & S_{26} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ S_{p1} & S_{p2} & S_{p3} & S_{p4} & S_{p5} & S_{p6} \end{bmatrix}$$

3.2 基于混合矩的飞机图像识别步骤

基于混合矩的飞机图像聚类识别算法具有较好的收敛性,结果受初值的影响不大.具体步骤如下:

步骤 1: 将所有图像的像素控制在 400×300 以内。

步骤 2: 按式(1)将原始 RGB 图像 $U_{M \times N \times 3}$ 转化成 $H_{M \times N}$ 的灰度图像。

步骤 3: 将 H 分割成 $m \times n$ 个大小为 $K \times K$ 像素的区域 $SS_{m \times n}$ 作为样本. 其中, $K = 10$ 。

步骤 4: 对每一个区域 S_{ij} ($i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$) 中的 $K \times K$ 个像素组成的样本,按式(2)~(4)计算区域的颜色矩分量 Z_1 。

步骤 5: 设置参数 θ 分别取 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 $135^\circ; d = 1; N_g = 256$. 对 S_{ij} ($i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$) 分别按照式(5)~(9)计算灰度共生矩阵 $A_{N_g \times N_g}(d, \theta)$. 然后按照式(12)~(15)计算区域的 CON、COR、ASM、IDF 特征,组成 $m \times n$ 个样本的纹理特征分量 Z_2 。

步骤 6: Z_1 与 Z_2 合并成混合矩 $Z, Z = [Z_1 \ Z_2]$, 并按式(26)进行数据的归一化。

步骤 7: 采用基于划分的硬聚类 k -均值算法和顺序聚类算法(BSA)对各区域图像 SS_{ij} ($i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$) 分别进行二值聚类。

步骤 8:用矩形框对识别出的区域进行标识和显示。

步骤 9:对图片库中所有飞机图像重复执行上述步骤 1~步骤 8,最后进行聚类效果的统计。

3.3 算法性能评价

图像识别效果的优劣由标识数;识别正确率;少判率以及误判率决定。正确率越高,说明算法识别率越高。误判率越高,说明算法的识别效果越差。定义:正确率 $R_{Cl} = M/N \times 100\%$;多判率 $R_{Fi} = Q/N \times 100\%$;少判率 $R_{Ni} = (N - M)/N \times 100\%$;误判率 $R_{Ei} = R_{Fi} + R_{Ni}$ 。其中: M = 算法标识出的矩形框落在飞机图案上的个数; Q = 落在飞机图案外区域的个数;标识数 N = 理论上用矩形框将飞机图案完全标识出来需要的个数。

4 实验

从民航资源网中的飞机图片库里随机抽取 60 张图片作为本实验的数据来源,图像格式为 JPG,选用 matlab 7.0 软件编程实现。硬件环境:CPU: AMD 2.21 GHz,内存:2 GB,Windows XP。图 3 所示的是飞机图片库中两张有代表性的飞机图像的原始图,其中,(a)图的背景与前景差别很大,(b)图背景中的群山、蓝天、白云与飞机图像的前景很接近。



图 3 飞机图像的原始图

图 4 中显示的是对图 3(a)、(b)进行聚类识别,并用 $k=10$ 的矩形框进行标识的结果。其中,图 4

(a)、(b)显示的是提取单一颜色矩的聚类识别结果,图 4(a*)、(b*)显示的是提取混合矩的聚类识别结果。

在图 4(a)中,算法标识出 161 个矩形框,正确率是 90.45%。在图 4(a*)中,算法识别标识出 172 个,正确率为 96.63%。可见,对图像的前景与背景差别很大的图像进行识别时,基于颜色矩和混合矩的算法识别效果均能取得很好的效果,差别并不明显。而从对有干扰背景的图 3(b)进行标识的结果上发现,基于颜色矩的识别算法明显劣于后者。图 4(b)共标识出 260 个,其中有 177 个标识的是群山的背景,只有 83 个矩形框标识的是正确的目标,正确率仅为 77.57%,而图 4(b*)共标识出 97 个,全部落在目标上,正确率为 90.66%。

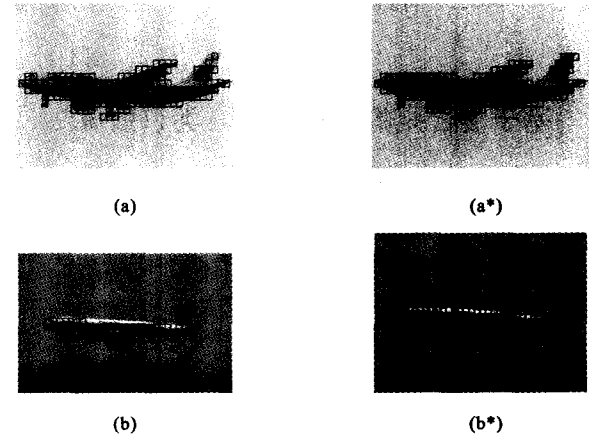


图 4 图 3 中(a)、(b)图像的识别效果图

实验对图片库中 60 张飞机图片采用 k -均值^[6-8]聚类算法进行了标识正确率与少判率的统计(部分结果见表 2,得到基于混合矩的图片识别算法的正确识别率为 95.51%,高于基于颜色矩的识别方法的正确率 80.7%,而少判率为 4%,低于基于颜色矩的 18%。

表 2 基于颜色矩和混合矩的聚类效果比较

图像名	图像像素	颜色矩					混合矩				
		标识数	正确率	少判率	多判率	误判率	标识数	正确率	少判率	多判率	误判率
44.jpg	329×256	54	0.760 563	0.239 437	0	0.239 437	64	0.901 408	0.098 592	0	0.098 592
45.jpg	380×248	171	0.863 636	0.136 364	0	0.136 364	198	1	0	0	0
46.jpg	341×256	149	0.871 345	0.128 666	0	0.128 655	170	0.994 152	0.058 48	0	0.058 48
47.jpg	380×255	160	0.8	0.2	0	0.2	198	0.99	0.01	0	0.01
48.jpg	380×248	122	0.931 298	0.068 702	0	0.068 702	142	0.969 466	0.030 534	0.114 504	0.145 038
49.jpg	366×256	153	0.974 522	0.254 78	0	0.025 478	162	0.681 53	0.012 739	0.063 694	0.076 433
50.jpg	341×256	195	0.649 351	0.129 87	0.064 935	0.194 805	231	1	0	0	0
51.jpg	374×256	122	0.968 254	0.031 746	0	0.031 746	129	0.944 444	0.007 937	0.079 365	0.087 302
52.jpg	371×169	137	0.752 747	0.247 253	0	0.247 253	178	0.978 022	0.021 978	0	0.021 978
53.jpg	380×253	97	0.850 877	0.149 123	0	0.149 123	112	0.982 456	0.017 544	0	0.017 544

我们使用 k -均值^[6]和 BSAS^[6]两种不同的聚类算法对上述 60 张图片进行基于颜色矩和混合矩的特征提取,对标识结果进行识别正确率和误判率的对比实验.其中,在 BSAS 算法中,阈值取 0.024 5.

表 3 k -means 和 BSAS 算法的识别率和少判率比较

	聚类算法	颜色矩	混合矩
正确率	k -均值	80.6%	95.5%
	BSAS	81.84%	93.87%
少判率	k -均值	18.01%	4.10%
	BSAS	17.29%	5.38%

从表 3 中发现,两种算法识别的正确率分别由 k -均值的 80.69% 和 BSAS 的 81.84% 提高到 95.51% 和 93.87%,而少判率则从 k -均值的 18.01% 和 BSAS 的 17.29% 降到 4.10% 和 5.38%.

5 结束语

本文对有干扰背景的飞机图像的自动识别进行了研究,提出了基于混合矩特征提取的飞机聚类识别算法.对图片库中随机抽取的 60 张飞机图片进行实验,正确识别率达 95% 以上.通过基于单一颜色矩和混合矩的特征提取聚类识别算法的对比实验发现,基于混合矩的飞机聚类识别算法能获得更高的识别正确率和更低的误判率.

在试验中,我们也发现了一些问题.图像样本区域的大小对聚类结果是有影响的.本文将所有图像像素缩放到 400×300 以内,选取了 $k=10$,是在反复试验的基础上得到的最佳取值.一般来说,为了使得样本空间不至于太大,以及减少在样本特征向量的生成和提取过程中的大量耗时,一般将图像分割成不超过 1 000 个区域样本为宜.如何进一步缩小

样本空间以及提高算法的正确识别率将是进一步研究的工作.

参考文献:

[1] Saidi MN, Hoeltzener B. Automatic Recognition of ISAR Images: Target Shapes Features Extraction, [C]// proceedings of the 3rd International Conference Information and Communication Technologies: From Theory to Applications. Damascus: IEEE, 2008: 1-6.

[2] Toumi A, Hoeltzener B, Khenchaf A. Using watersheds segmentation on ISAR image for automatic target recognition [C]// proceedings of the 2007 Second IEEE Informational Conference on Digital Information Management. Lyom, France: IEEE, 2007: 285-290.

[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): 179-183.

[4] 严柏军, 郑链, 王克勇. 基于不变矩特征匹配的快速目标检测算法 [J]. 红外技术, 2002, 23 (6): 8-11.

[5] 张名成, 吴秀清, 王鹏伟. 基于闭合轮廓提取和部分特征匹配的飞机识 [J]. 计算机仿真, 2006, 23 (11): 193-197.

[6] 李晶皎, 王爱侠, 张广渊, 等译. 模式识别 [M]. (4 版). 北京: 电子工业出版社, 2010.

[7] Haralick R, Shanmugam K, Distein I. Textural features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, 1973, 3 (6): 610-621.

[8] 吴作凌, 陈雄, 郑英杰. 一种近红外手背静脉图像识别算法 [J]. 微电子学与计算机, 2010, 27 (10): 114-116.

作者简介:

吴东华 女, (1973-), 博士生, 讲师. 研究方向为模式识别、民航交通运输规划与管理.