

轮廓不变特征在待机飞行器识别中的应用

王建永, 王雪梅, 杨小冈, 赵爱罡

(第二炮兵工程大学目标探测与图像制导实验室, 西安 710025)

摘要: 飞行器拍摄到的待机飞行器图像常出现旋转、尺度、仿射等畸变,同时噪声等影响会使目标轮廓部分缺失。针对这个问题,提出了一种轮廓不变特征,并将其应用于待机飞行器识别当中,以分割出来的物体灰度图像为基础,利用椭圆拟合方法进行方向归一化,提取全局轮廓特征;根据轮廓中的关键点位置将轮廓划分为上下左右4部分局部轮廓,提取局部轮廓特征,将其当作神经网络的输入参数,利用神经网络作为分类器,达到识别物体的目的。设计了两组目标识别对比实验。实验结果证明此方法在噪声污染、轮廓提取不完整的情况下,仍能得到较高的识别率,优于传统的矩特征等方法。

关键词: 目标识别; 椭圆拟合; 轮廓特征; 特征提取; 图像分割

中图分类号: V271.4; TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2015)02-0012-05

Application of Contour Invariant Features in Recognition of Standby Aircrafts

WANG Jian-yong, WANG Xue-mei, YANG Xiao-gang, ZHAO Ai-gang

(Target Detection and Image Guidance Lab, The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China)

Abstract: The ground standby aircraft images taken by the aircraft are often affected by the distortion of rotation, scaling, affine etc, and the noise effects can make partial of target contour missing. To solve this problem, a new feature, entitled contour invariant feature, was proposed and applied in recognition of standby aircraft. Based on the object gray image obtained through segmentation, the ellipse fitting method was utilized to normalize the direction of the targets, and the global contour features were extracted. Then, the contour was divided into four parts according to the key points coordinates, and the local features were extracted. The global and local features were served as an input vector of the trained neural networks to distinguish whether the source image was the destination image. Two groups of target recognition comparative experiments were made. The results show that this method can obtain high recognition rate in spite of the noise pollution or incomplete contour extraction, which has better performance than state-of-the-art algorithms such as moments feature.

Key words: target recognition; ellipse fitting; boundary feature; feature extraction; image segmentation

0 引言

目标识别技术具有重要的军事应用价值,其中目标特征的选取和描述是目标识别中的关键技术,以地面待机飞行器目标为例,由于其本身具有机动性,因此会出现停靠方位不确定的问题,同时,由于飞行器拍摄角度的不确定性,图像中的目标姿态信息是无法准确

预知的。因此,如何从多幅不同视角获取的图像中提取相同特征量,并以此特征量作为目标识别的依据是一项重要的研究课题。目标识别中常用的不变特征包括 Hu 不变矩特征^[1]、Zernike 不变矩特征^[2]、傅里叶描述子^[3]、小波矩^[4]、多尺度自卷积 MSA^[5-6]等。这些不变特征对于旋转、平移、尺度等畸变具有较好的鲁棒性,并且都得到了不同程度的应用^[7-8],但是这些不变特征均是目标的全局特征,当存在噪声影响或者目标被部分遮挡时,从图像中提取的目标轮廓往往不完整,这对不变矩特征影响较大,因此目标正确识别率会大大降低。

针对这个问题,文献[9]提出了一种基于关键点的仿射不变矩,该方法首先计算图像质心,然后沿质心

收稿日期:2014-04-01

修回日期:2014-04-29

基金项目:国家自然科学基金(61203189);总装预研基金(9140A01060411JB4701)

作者简介:王建永(1989—),男,山东泰安人,硕士生,研究方向为图像处理、导弹精确制导与控制。

引出多条射线,在射线上寻找灰度极值点,将这些灰度极值点组成仿射不变量,送入神经网络进行识别;文献[10]结合 MSA 与熵的思想提出了多尺度自卷积熵 MSAE,利用最小距离分类器进行分类识别;文献[11]提出了一种基于轮廓分割的地面车辆目标识别方法,不同于矩特征、MSA 等方法完全采用目标的全局特征,它通过统计全局轮廓及局部轮廓特征,形成不变特征作为目标识别依据,再利用神经网络作为分类器进行识别。

本文针对前下视机场待机飞行器,提出了一种基于轮廓不变特征的待机飞行器识别方法,并与 Hu 矩、Zernike 矩、MSA 等不变特征进行了对比实验,结果表明本文方法在目标提取不完整、存在噪声影响时,效果优于其他方法。

1 人工地平线

准确地提取目标轮廓是计算不变特征,进而进行目标识别的基础,本文采用基于模糊阈值的分割算法,一般提取出的轮廓会出现内部不完整的情况,使用形态学闭运算填补目标区域,最后利用 Canny 算法提取边缘得到目标轮廓,从图像中提取的目标轮廓如图 1 所示。



图 1 提取目标轮廓

Fig.1 Target contour extraction

文献[11]中针对地面目标(坦克)提出了基于边界点的识别参数,主要用于识别前视红外目标,而本文要进行识别的待机飞行器多为下视、前下视图像,无法直接采用边界点分割的方法,鉴于此,本文提出了一种先建立“人工地平线”,将目标图像进行旋转之后再进行处理的方法,即采用椭圆拟合目标区域,利用椭圆参数反映目标区域的位置、尺寸、方向等信息。

进行目标分割后得到二值化图像,其 $(p+q)$ 阶二维几何矩定义为

$$m_{pq} = \sum_{\delta} x^p y^q \quad (1)$$

几何 0 阶矩 $m_{00} = \sum_{\delta} I(x,y)$ 表示目标区域面积。容易求得区域的重心坐标为

$$\begin{cases} x_c = \frac{\sum_{\delta} xI(x,y)}{m_{00}} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \\ y_c = \frac{\sum_{\delta} yI(x,y)}{m_{00}} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \end{cases} \quad (2)$$

计算中心二阶矩 $U_2 = \begin{bmatrix} \mu_{20} & \mu_{11} \\ \mu_{11} & \mu_{02} \end{bmatrix}$,得

$$\begin{cases} \mu_{20} = \sum_{\delta} (x - x_c)^2 I(x,y) \\ \mu_{11} = \sum_{\delta} (x - x_c)(y - y_c) I(x,y) \\ \mu_{02} = \sum_{\delta} (y - y_c)^2 I(x,y) \end{cases} \quad (3)$$

利用椭圆区域拟合中长轴方向 θ 向表示目标区域方向,长半轴 w 和短半轴 l 表示目标区域形状,3 个参数的计算式为

$$\begin{cases} w = \sqrt{\frac{\lambda_1}{m_{00}}} \\ l = \sqrt{\frac{\lambda_2}{m_{00}}} \\ \theta = \frac{1}{2} \arctan \frac{2\mu_{11}}{\mu_{20} - \mu_{02}} \end{cases} \quad (4)$$

式中, λ_1 和 λ_2 分别为中心二阶矩的两个特征值,即

$$\begin{cases} \lambda_1 = \frac{(\mu_{02} + \mu_{20}) + [(\mu_{02} - \mu_{20})^2 + 4\mu_{11}^2]^{\frac{1}{2}}}{2} \\ \lambda_2 = \frac{(\mu_{02} + \mu_{20}) - [(\mu_{02} - \mu_{20})^2 + 4\mu_{11}^2]^{\frac{1}{2}}}{2} \end{cases} \quad (5)$$

将椭圆的长轴形象地定义为一条“人工地平线”,根据人工地平线的方向将图像逆时针旋转(见图 2),消除由于待机飞行器停放位置不确定带来的识别困难,将要识别的目标人工放到同一处“地平线”上进行处理。将图 1 的目标旋转 $10^\circ, 50^\circ, 110^\circ$ 后得到 3 幅图像,如图 3a ~ 图 3c 所示,对目标进行椭圆拟合,将其旋转到“人工地平线”处,分别对应图 3d ~ 图 3f,可以直观地看出,利用椭圆拟合进行方向归一化的效果较好。

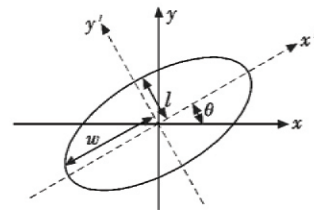


图 2 椭圆旋转示意图

Fig.2 Schematic of ellipse rotation

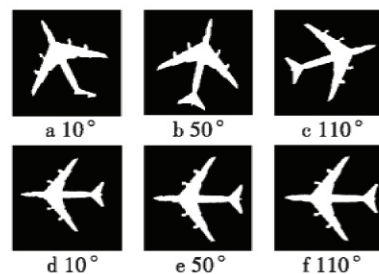


图 3 经过旋转之后的图像

Fig.3 The images rotated according to the horizon

2 提取特征

2.1 全局特征

提取稳定的特征是进行目标识别的关键步骤。假设所提取目标轮廓具有 N 个像素点 $[x(i), y(i)]$, $i = 1, 2, \dots, N$, 轮廓上的像素点与重心的距离为

$$z(i) = \{[x(i) - x_c]^2 + [y(i) - y_c]^2\}^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

式中, $[x_c, y_c]$ 为轮廓图像的重心坐标。下面定义 4 个全局特征。

$$G_1 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [z(i) - \bar{z}]^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [z(i)]^2} \quad (7)$$

$$G_2 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [z(i) - \bar{z}]^3}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [z(i)]^3} \quad (8)$$

$$G_3 = \frac{A_E}{A} \quad (9)$$

$$G_4 = \frac{\min[z(i)]}{\max[z(i)]} \quad (10)$$

式中: \bar{z} 为 $z(i)$ 的平均值; 特征 G_1 为 z 的离散度; 特征 G_2 为 z 的偏斜度; 特征 G_3 为目标类圆程度; A 为目标轮廓内部面积; A_E 表示以重心为圆心, \bar{z} 为半径的圆与目标轮廓之间的面积; 特征 G_4 为 $z(i)$ 最小值与最大值的比值。

在文献[11]中, 没有考虑仿射变换的影响, 而下视或前下视情况下拍到的飞机图像常由于飞行器姿态、拍摄角度的影响导致图像出现仿射变换, 影响轮廓特征参数。文献[9]中提出了一种基于关键点的仿射不变矩, 本文在此基础上结合轮廓点与重心的关系, 为增强特征参数的抗仿射能力, 引入仿射不变特征 G_5 , 定义如下所述。

轮廓上的点和重心满足下面的仿射变换, 即

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e \\ f \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} x'_c \\ y'_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e \\ f \end{bmatrix} \end{cases} \quad (11)$$

假设集合 $C = \{d(x, y) \mid \text{abs}(xy_c - x_c y)\}$ 是变换前轮廓上的点与重心进行组合, 通过行列式运算得到的, 则仿射变换之后, 有对应的集合 $C' = \{d(x', y') \mid \text{abs}(x'y'_c - x'_c y')\}$, 对这两个集合的元素求取期望及 k 中心矩, 构造仿射不变特征参数

$$G_5 = \frac{\sqrt[k]{U_k}}{E(C)} \quad (12)$$

本文仅采用二阶中心矩构造仿射不变 G_5 。

2.2 局部特征

仅提取目标图像的全局特征不利于稳定地识别目标, 一旦要识别的目标被遮挡或者受图像噪声影响, 提取出的目标轮廓很容易出现缺失, 全局特征就会失去识别价值。因此, 目标图像的局部特征是提高识别率的关键。

选取目标轮廓图像上最左侧的点 P_{cl} 及最右侧的点 P_{cr} 将轮廓分为上半部分及下半部分, 如图 4 所示。

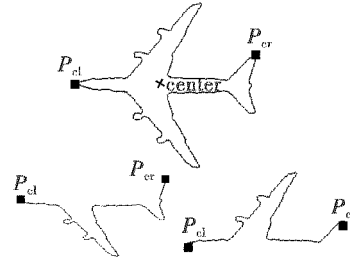


图 4 上下轮廓分割示意图

Fig. 4 The contour segmented into upper & lower parts

选取目标轮廓图像上最上方的点 P_u , 在 P_u 纵坐标以左的轮廓上寻找距离 P_u 最远的点 P_{ul} , 在 P_u 纵坐标以右的轮廓上寻找距离 P_u 最远的点 P_{ur} , 如图 5 所示, 将轮廓分为左半轮廓与右半轮廓。

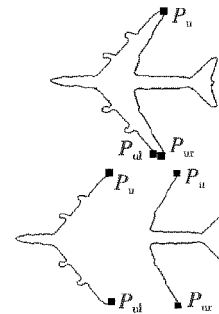


图 5 左右轮廓分割示意图

Fig. 5 The contour segmented into left & right parts

假设所提取某局部目标轮廓(见图 6)具有 M 个像素点 $[x(i), y(i)]$, $i = 1, 2, \dots, M$, 直线 $ax + by + c = 0$ 为过分割点的直线, 定义此局部轮廓上的像素点到直线的距离为

$$d(i) = \frac{|ax(i) + by(i) + c|}{(a^2 + b^2)^{\frac{1}{2}}} \quad (13)$$

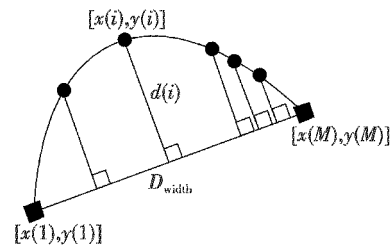


图 6 局部特征

Fig. 6 Local features

定义 4 个局部特征为

$$L_1 = \frac{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [d(i) - \bar{d}]^2}{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [d(i)]^2} \quad (14)$$

$$L_2 = \frac{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [d(i) - \bar{d}]^3}{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [d(i)]^3} \quad (15)$$

$$L_3 = \frac{D_{width}}{M} \quad (16)$$

$$L_4 = \frac{\max[d(i)]}{D_{width}} \quad (17)$$

式中： \bar{d} 为 $d(i)$ 的平均值；特征 L_1 为 d 的离散度；特征 L_2 为 d 的偏斜度；特征 L_3 为局部轮廓的凹凸特性； D_{width} 为两关键点之间的距离；特征 L_4 为 $d(i)$ 最小值与最大值的比值。

基于椭圆参数拟合的“人工地平线”理论上能够将相同目标轮廓旋转到相同状态，但实际上仍存在误差，而局部特征能够减小由于旋转不到位带来的差别，同时，通过建立训练特征库进行神经网络的学习，也可降低这方面的误差。因此，在局部不变特征中不引入仿射不变特征。

至此，将提取得到的全局轮廓特征及局部轮廓特征组合成为特征向量

$$F = \{G, L_u, L_d, L_l, L_r\} \quad (18)$$

式中： G 代表 5 个全局轮廓特征； L_u 代表上半轮廓的 4 个局部特征； L_d, L_l, L_r 分别代表下半轮廓及左、右轮廓局部特征；将 F 作为神经网络的输入，进行目标识别。

3 实验结果及分析

为验证基于边界分割及不变特征的待机飞行器识别方法的有效性，设计了两组对比试验。

实验 1 轮廓不变特征稳定性实验。将待机飞行器目标图像(见图 7)进行尺度变化($s=0.6$)、仿射变换、高斯噪声污染($N_{mean}=0, N_{var}=0.01$)，进行轮廓特征的变化情况分析。将轮廓特征利用反正切函数进行归一化处理，从飞机的轮廓特征变化图中可以直观看出，在 3 种畸变影响下，特征参数变化幅度较小，都可作为不变特征的组成元素，这也验证了本文方法的稳定性，如图 8 所示。



图 7 实验 1 中的飞机

Fig. 7 The plane model in the first experiment

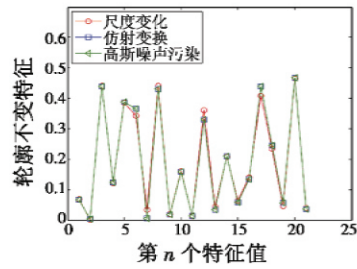


图 8 轮廓不变特征

Fig. 8 Contour invariant feature

实验 2 目标识别实验。将轮廓不变特征与 Hu 矩、Zernike 矩、MSA 进行对比，比较正确识别率。训练样本包括 A、B 两类飞机(见图 9)各 30 幅图像，每类飞机包括 10 幅旋转变换(旋转 $10^\circ, 20^\circ, 30^\circ, 40^\circ, 50^\circ, 60^\circ, 70^\circ, 90^\circ, 110^\circ, 130^\circ$)，10 幅尺度变换(0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.2, 1.4, 1.6, 1.8, 2.0 倍)，10 幅简单仿射变换图像；测试样本共 40 幅图像，每类飞机各 20 幅，包括 5 幅旋转变换(旋转 $30^\circ, 60^\circ, 90^\circ, 120^\circ, 150^\circ$)，5 幅尺度变换(0.6, 0.8, 1.2, 1.4, 1.6)，10 幅简单仿射变换，对旋转及尺度变换图像添加高斯噪声($N_{mean}=0, N_{var}$ 取 0.01 ~ 0.09 之间的随机数)。利用神经网络进行训练识别，输入参数利用反正切函数进行归一化，根据不同方法的特征参数个数选择输入层及隐含层神经元数目，输出神经元个数为 2，隐含层传递函数采用 S 型正切函数，学习率设为 0.1。得到的正确识别率如表 1 所示。



图 9 实验 2 中的 A、B 类飞机

Fig. 9 The A, B plane models in the second experiment

表 1 不同方法正确识别率对比

Table 1 Correct recognition rate of different methods

	训练样本数	未添加噪声 测试样本识别率	总测试 样本识别率
Hu 矩	60	20/20	24/40 = 60%
Zernike 矩	60	20/20	27/40 = 68%
MSA	60	20/20	33/40 = 83%
本文方法	60	20/20	36/40 = 90%

对于没有噪声影响的 20 幅图像，4 种方法均能达到 100% 的识别率，但是经过高斯噪声污染，提取出的目标轮廓出现边界毛刺及部分缺失的现象，此时 4 种方法的识别率均降低，Hu 矩与 Zernike 矩受影响最为明显，本文方法正确识别率最高。

4 结论

本文提出了一种有效的轮廓不变特征，并将其应

用于待机飞行器识别当中,针对全局轮廓提取全局特征参数,针对局部轮廓提取局部特征参数,将这些特征参数作为目标特征描述,利用神经网络作为分类器进行飞机目标识别。实验数据表明,在噪声污染、轮廓提取不完整等情况下,本文方法仍能得到较高的识别率,优于传统的矩特征等方法。本文方法能够快速识别机场待机飞行器,并且算法识别率较高,可为后续的目标跟踪等处理提供保障。

参 考 文 献

- [1] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. IRE Transactions on Information Theory, 1962, 8(2): 179-187.
- [2] TEAGUE M R. Image analysis via the general theory of moments [J]. JOSA, 1980, 70(8): 920-930.
- [3] ZAHN C T, ROSKIES R Z. Fourier descriptors for plane closed curves [J]. IEEE Transactions on Computers, 1972, 100(3): 269-281.
- [4] XIONG H, ZHANG T, MOON Y S. A translation and scale-invariant adaptive wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(12): 2100-2108.
- [5] RAHTU E, SALO M, HEIKKILÄ J. Multiscale autoconvolution histograms for affine invariant pattern recognition [C]//The 16th British Machine Vision Conference, 2006: 1059-1062.
- [6] RAHTU E, SALO M, HEIKKILÄ J. Affine invariant pattern recognition using multiscale autoconvolution [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(6): 908-918.
- [7] 夏永泉,刘正东,杨静宇. 不变矩方法在区域匹配中的应用 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(10): 12-16. (XIA Y Q, LIU Z D, YANG J Y. Application of moment invariant approach in region matching [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2005, 17(10): 12-16.)
- [8] 曾万梅,吴庆宪,姜长生. 基于组合不变矩特征的空中目标识别方法 [J]. 电光与控制, 2009, 16(7): 21-24, 44. (ZENG W M, WU Q X, JIANG C S. Recognition method of aerial targets based on combined invariant moments [J]. Electronics Optics & Control, 2009, 16(7): 21-24, 44.)
- [9] 吴高洁,李超,熊璋. 一种目标识别中基于关键点的仿射不变矩 [J]. 北京航空航天大学学报, 2009, 35(9): 1043-1047. (WU G J, LI C, XIONG Z. Affine invariant based on determinant points in object recognition [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2009, 35(9): 1043-1047.)
- [10] 张洁玉,陈强,白小晶,等. 仿射不变的多尺度自卷积熵提取方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(9): 1328-1332. (ZHANG J Y, CHEN Q, BAI X J, et al. Affine invariant feature extraction based on multi-scale auto-convolution entropy [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2009, 21(9): 1328-1332.)
- [11] SUN S G, PARK H W. Automatic target recognition using boundary partitioning and invariant features in forward-looking infrared images [J]. Optical Engineering, 2003, 42(2): 524-533.
- (上接第 11 页)
- [16] TUZEL O, PORIKLI F, MEER P. Region covariance: A fast descriptor for detection and classification [C]//The 9th European Conference on Computer Vision, Graz, Austria, 2006: 589-600.
- [17] ANDO R, OHKI H, FUJITA Y. A comparison with covariance features on player uniform number recognition [C]//The 17th Korea-Japan Joint Workshop on Frontiers of Computer Vision, Korea, 2011: 1-4.
- [18] HABIBOGLU Y H, GUNAY O, CETIN A E. Flame detection method in video using covariance descriptors [C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Prague, Czech, 2011: 1817-1820.
- [19] CAI Y H, TAKALA V, PIETIKAINEN M. Matching groups of people by covariance descriptor [C]//The 20th International Conference on Pattern Recognition, Istanbul, Turkey, 2010: 2744-2747.
- [20] PORIKLI F, TUZEL O, MEER P. Covariance tracking using model update based on means on Riemannian manifolds [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, New York, USA, 2006: 728-735.
- [21] LI P H, WU G L. Iris recognition using ordinal encoding of Log-Euclidean covariance matrices [C]//The 21st International Conference on Pattern Recognition, Tsukuba, Japan, 2012: 2420-2423.
- [22] 朱明清,陈宗海. 基于椭圆区域协方差描述子和卡尔曼粒子滤波的鲁棒视觉跟踪方法 [J]. 控制与决策, 2011, 26(5): 721-725. (ZHU M Q, CHEN Z H. Elliptical region covariance descriptor combined with Kalman particle filter for robust visual tracking [J]. Control and Decision, 2011, 26(5): 721-725.)
- [23] FÖRSTNER W, MOONEN B. A metric for covariance matrices [R]. Dept. of Geodesy and Geoinformatics, Stuttgart University, 1999.
- [24] VIOLA P, JONES M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features [C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001: 511-518.