

基于区域协方差的图像特征融合方法

刘松涛¹, 常春¹, 沈同圣²

(1. 海军大连舰艇学院信息作战系, 辽宁 大连 116018; 2. 中国国防科技信息中心, 北京 100142)

摘要: 考虑到不同特征代表图像的不同信息, 融合后的特征更能体现图像的本质, 概括总结了国内外各类图像特征融合方法, 重点阐述分析了基于区域协方差的特征融合方法, 该方法可以自然地融合多个相关特征, 协方差计算本身具有滤波能力且效率高, 最后通过设计合适的目标特征, 基于区域协方差融合特征实现舰船目标识别。实验表明, 协方差描述子可以较好地融合舰船可见光图像或红外图像的目标特征, 提高目标识别能力。

关键词: 特征融合; 区域协方差; 目标识别

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2015)02-0007-05

An Image Feature Fusion Method Based on Region Covariance

LIU Song-tao¹, CHANG Chun¹, SHEN Tong-sheng²

(1. Dept. of Information Operation, Dalian Naval Academy, Dalian 116018, China;

2. China Defense Science and Technology Information Center, Beijing 100142, China)

Abstract: Considering that different features indicate different image information, and combined features can represent the image better, we summarize various kinds of feature fusion methods. Furthermore, the feature fusion method based on region covariance is discussed in detail. This method is able to combine multiple target features naturally, and the computation itself has noise smoothing ability and is very efficiency. Finally, ship target recognition is realized by designing proper target features and fusing them with region covariance. The experimental results show that the region covariance method can fuse target features in the visible image or infrared image well, and has a good target recognition performance.

Key words: feature fusion; region covariance; target recognition

0 引言

图像融合可以分为3个层次:像素级融合、特征级融合和决策级融合。国内关于像素级图像融合的研究较多,主要用于提高监视和侦察系统的性能。决策级融合研究也较多,原因在于决策融合相对简单,而且可以实现不同类型传感器的融合。特征级融合发展较晚,研究也较少,因为存在如下困难:1)不同模板特征可能会有不兼容的特征集;2)不同特征空间的关系未知;3)串联的特征向量维数太大,可能包含噪声和冗余数据,引起分类器性能下降。然而,尽管实际困难颇

多,但特征融合有自身的优点:1)取自相同模式的不同特征向量总是反映了模式的不同特征,通过优化组合这些不同的特征,不仅可保持多个特征的可分辨信息,而且能一定程度地消除冗余信息;2)对计算机视觉系统来说,在早期阶段集成信息比在后期集成信息更有效。因此,近十几年,特征融合还是吸引了许多学者的关注,得到了一些研究和发展。本文首先概括总结了特征融合的研究情况,然后研究了基于区域协方差的图像特征融合方法,最后设计了合适的目标特征,基于区域协方差融合特征实现了舰船目标识别,目的是从特征融合的角度来提高目标识别算法的性能。

1 相关研究

图像特征融合主要包括3类方法:特征选择方法、串接特征提取方法和同时特征提取方法。具体分析如下所述。

收稿日期:2014-01-13

修回日期:2014-05-16

基金项目:国家自然科学基金(61303192);国防预研基金(9140A01060113JB14013)

作者简介:刘松涛(1978—),男,河南孟津人,博士后,副教授,硕导,研究方向为电子对抗、图像处理和光电制导。

1) 特征选择方法。基本思想是所有特征放在一起,然后用合适的方法进行特征选择,比如进化算法^[1]、神经网络^[2]、支持向量机^[3]等。

2) 串接特征提取方法。基本思想是将不同的特征描述子串接连续应用,比如为了得到对旋转、尺度和平移不变且对噪声鲁棒的描述子,文献[4]提出了结合 Radon, Fourier 和 Mellin 变换的描述子。

3) 同时特征提取方法。可细分为以下两类。

① 串行特征融合。基本思想是把多个特征向量组合成一个特征向量,然后在高维向量空间提取特征。串行特征融合是目前最流行的特征融合方法,有些方法在维数约减后串联,有些方法在特征选择或变换之前串联。比如:文献[5]在 PCA (Principal Components Analysis) 和 MDA (Multiple Discriminant Analysis) 方法进行维数约减后将特征串联来融合人脸和步态信息;文献[6]利用 G2DFLD (Generalized 2D Fisher Linear Discriminant) 提取原始图像和对角化图像的特征,串联后再利用 PCA 降维实现人脸特征的融合,在串联特征过程中,不同特征的权重应该不一样;文献[7]提出基于 DS 证据理论的方法,采用自适应加权融合的方法串行融合特征。

② 并行特征融合。思路之一是复向量(或四元数)特征融合,基本思想是用复向量(或四元数)组合多个特征向量,然后在复向量(或四元数)空间提取特征^[8-9];思路之二是加权特征融合,文献[10]提出融合人脸的全局和局部特征信息来提高识别性能,具体方法是在 PCA 分析后,用 Fisher 分析进行维数约减和构建特征空间,然后通过概率融合每个特征空间的置信权重,实现人脸识别;思路之三是用某种理论直接融合多个特征向量,文献[11]将 CCA (Canonical Correlation Analysis) 用于特征融合,不仅实现压缩特征向量维数,而且反映了图像的本质特征,具有更好的分类性能。随后,一些学者将 KCCA (Kernal CCA)^[12], OCCA (Orthogonal CCA)^[13] 和 MCCA (Multiset CCA)^[14] 等引入到特征融合领域。

最近,在并行特征融合中流行用协方差矩阵来表示图像区域^[15],原因在于协方差具有如下优点:1) 自然地融合多个相关的特征,因此,可匹配不同视角和姿态的区域;2) 在协方差计算过程中,平均滤波器去除了大部分噪声;3) 维数低。鉴于协方差描述子的上述优点,自从被提出之后,引起了学者们的高度关注^[16]。考虑到协方差特征对噪声、光照变化和尺度变化是鲁棒的,文献[17]提出用协方差特征来识别足球运动员衣服上的号码,采用的特征包括空间位置、灰度和高阶梯度等;为了建模时间上的变化和火焰中的亮光,文献

[18]引入时间扩展的协方差描述子,提出了基于时空协方差矩阵的视频火焰检测方法,该方法将视频划分为时空模块,然后计算这些模块的协方差特征来检测火焰;文献[19]提出用协方差描述子来描述一组人,进行人群匹配,图像特征没有使用 RGB 和灰度梯度,而是在 Opponent 颜色空间表示像素,这意味着包含了光照变化的不变性;文献[20]将协方差描述子用于目标跟踪,跟踪性能良好,但是效率偏低;为了改善协方差的计算效率,文献[21]利用 log 欧氏距离度量来代替协方差计算中的黎曼空间度量。紧跟国际研究热点,国内近几年也已将区域协方差描述子用于目标跟踪等领域^[22]。

2 区域协方差描述子

2.1 基本原理

令 I 为一维灰度或三维彩色图像, F 为从 I 提取的 $W \times H \times d$ 维特征图像,记作

$$F(x, y) = \phi(I, x, y) \quad (1)$$

式中:函数 ϕ 可以是任何映射,比如灰度,颜色,梯度和滤波器响应等; W 为区域宽度; H 为区域高度; d 为特征个数。对给定矩形区域, $R \subset F$, 令 $\{z_k\}_{k=1, \dots, n}$ 是 R 内部的 d 维特征点。用特征点的 $d \times d$ 维协方差矩阵来表示区域 R 为

$$C_R = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (z_k - \mu)(z_k - \mu)^T \quad (2)$$

式中: μ 为特征点的均值; n 为区域像素数。

协方差矩阵的对角线表示每个特征的方差,非对角线表示特征间的相关。在协方差计算中均值可以滤掉大部分噪声点。由于对称矩阵 C_R 仅有 $(d^2 + d)/2$ 个不同值,因此,协方差矩阵的维数低。

2.2 协方差矩阵的距离计算

最近邻算法仅需要计算两个点之间的距离,因此,采用最近邻算法来匹配特征向量。两个协方差矩阵之间的相似性通过如下距离测度来衡量^[23]

$$\rho(C_1, C_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \ln^2 \lambda_i(C_1, C_2)} \quad (3)$$

式中, $\{\lambda_i(C_1, C_2)\}_{i=1, \dots, n}$ 是 C_1 和 C_2 的广义特征值,其计算式为

$$\lambda_i C_1 x_i - C_2 x_i = 0 \quad i = 1, \dots, d \quad (4)$$

式中, $x_i \neq 0$, 为广义特征向量。

2.3 快速协方差计算的积分图像

积分图像思想首先在文献[24]中被用于快速计算 Haar 特征。文献[16]将积分图像用于快速计算协方差,通过简单的算术运算即可求解协方差,具体过程如下所述。

将式(2) 中协方差矩阵的第 (i, j) 元素重写为

$$C_R(i, j) = \frac{1}{n-1} \left[\sum_{k=1}^n z_k(i)z_k(j) - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n z_k(i) \sum_{k=1}^n z_k(j) \right] \quad (5)$$

展开均值,并重新对公式变形,得到

$$C_R(i, j) = \frac{1}{n-1} \left[\sum_{k=1}^n z_k(i)z_k(j) - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n z_k(i) \sum_{k=1}^n z_k(j) \right] \quad (6)$$

为了得到给定矩形区域 R 的协方差,必须计算每个特征维数 $z(i)_{i=1, \dots, n}$ 的和,以及任何两个特征维数乘积 $z(i)z(j)_{i, j=1, \dots, n}$ 的和。对每个特征维数 $z(i)$ 和任意两个特征维数的乘积 $z(i)z(j)$,可以构建 $d+d^2$ 个积分图像,具体为

$$P(x', y', i) = \sum_{x < x', y < y'} F(x, y, i) \quad i = 1, \dots, d \quad (7)$$

$$Q(x', y', i, j) = \sum_{x < x', y < y'} F(x, y, i)F(x, y, j) \quad i, j = 1, \dots, d \quad (8)$$

令 $\mathbf{P}_{x,y}$ 是 d 维向量, $\mathbf{Q}_{x,y}$ 是 $d \times d$ 维矩阵,则

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{x,y} = [P(x, y, 1), \dots, P(x, y, d)]^T \\ \mathbf{Q}_{x,y} = \begin{bmatrix} Q(x, y, 1, 1) & \dots & Q(x, y, 1, d) \\ \vdots & & \vdots \\ Q(x, y, d, 1) & \dots & Q(x, y, d, d) \end{bmatrix} \end{cases} \quad (9)$$

令 $R(x', y'; x'', y'')$ 是矩形区域,其中, (x', y') 是左上角坐标, (x'', y'') 是右下角坐标,每个点是一个 d 维向量,如图 1 所示。

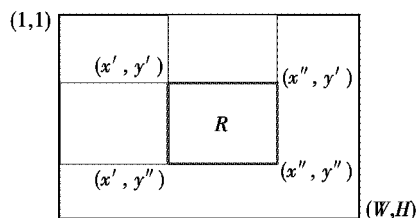


图 1 积分图像

Fig. 1 Integral image

根据积分图像 $\mathbf{P}_{x,y}$ 和 $\mathbf{Q}_{x,y}$,区域 R 的协方差为

$$C_{R(x', y'; x'', y'')} = \frac{1}{n-1} \left[Q_{x', y'} + Q_{x'', y''} - Q_{x', y''} - Q_{x'', y'} - \frac{1}{n} (P_{x', y''} + P_{x'', y'} - P_{x', y'} - P_{x'', y''}) (P_{x', y''} + P_{x'', y'} - P_{x', y'} - P_{x'', y''})^T \right] \quad (10)$$

式中, $n = (x'' - x') (y'' - y')$ 。因此,基于积分图像任何矩形区域的协方差计算量为 $O(d^2)$ 。

3 图像目标识别

本文针对舰船目标可见光图像设计了 11 个特征的协方差,包括 W 不变量、彩色梯度不变量的 x 和 y 方向微分的大小以及方向,来表示感兴趣的区域;针对红

外图像设计了 5 个特征的协方差,包括像素灰度、灰度的一阶和二阶梯度的范数,来表示感兴趣的区域,然后采用最近邻算法对协方差融合特征进行图像匹配,实现舰船目标识别。

对可见光图像的每个像素,用 $d=11$ 维向量表示为

$$F(x, y) = \left[\begin{array}{c} O_1(x, y) \quad O_2(x, y) \\ O_3(x, y) \quad O_3(x, y) \end{array} \left(|E_{\lambda_x}(x, y)| \cdot |E_{\lambda_y}(x, y)| \arctan \frac{E_{\lambda_y}(x, y)}{E_{\lambda_x}(x, y)} \right)_{i=1,2,3} \right] \quad (11)$$

式中, $\frac{O_1(x, y)}{O_3(x, y)}$ 和 $\frac{O_2(x, y)}{O_3(x, y)}$ 是位置 (x, y) 处 Opponent 颜色空间的 W 不变量,具体为

$$\begin{bmatrix} O_1 \\ O_2 \\ O_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{R-G}{\sqrt{2}} \\ \frac{R+G-2B}{\sqrt{6}} \\ \frac{R+G+B}{\sqrt{3}} \end{bmatrix} \quad (12)$$

另外, E_{λ_x} 和 E_{λ_y} 是彩色梯度不变量的 x 和 y 方向微分, $i=1, 2, 3$ 分别对应灰度、黄蓝通道和红绿通道,具体为

$$\begin{bmatrix} E_{\lambda_1}(x, y) \\ E_{\lambda_2}(x, y) \\ E_{\lambda_3}(x, y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.06 & 0.63 & 0.27 \\ 0.30 & 0.04 & -0.35 \\ -0.34 & -0.60 & 0.17 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R(x, y) \\ G(x, y) \\ B(x, y) \end{bmatrix} \quad (13)$$

对红外图像的每个像素提取如下几个特征:图像灰度、 x 和 y 方向一阶和二阶梯度的范数,这样,每个像素映射为 $d=5$ 维的特征空间。

$$F(x, y) = \left[I(x, y) \left| \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \right| \left| \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right| \cdot \left| \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} \right| \left| \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2} \right| \right]^T \quad (14)$$

式中, I 是图像灰度;图像梯度通过滤波器 $[-1 \ 0 \ 1]^T$ 和 $[-1 \ 2 \ -1]^T$ 来计算。

区域协方差表示图像类的过程为:对每个图像采样 s 个随机位置和大小不同的矩形区域,然后使用积分图像,计算每个区域的协方差矩阵,则每个图像被 s 个协方差矩阵表示。如果对每个图像类有 u 个训练图像,那么就有 $s \cdot u$ 个协方差矩阵。

目标识别过程为:对给定测试图像,从随机选择的区域提取 s 个协方差矩阵。对每个协方差矩阵,根据式(3)计算到训练样本集中所有协方差矩阵的距离,根据 k 个最近邻中少数服从多数的原则,预测分类结果。这个分类结果作为弱分类结果,真正分类结果则根据 s 个弱分类器中投票最多的原则来确定。

4 仿真实验

特征融合和目标识别实验用两组图像进行,第1组是舰船目标红外图像,第2组是舰船目标可见光图像。每类均5张,前3张作为训练集,后2张作为测试集,见图2和图3。

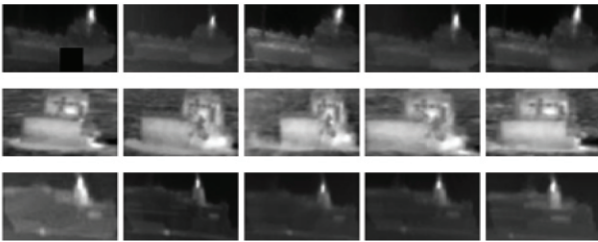


图2 舰船目标红外图像
Fig. 2 Infrared images of ship target

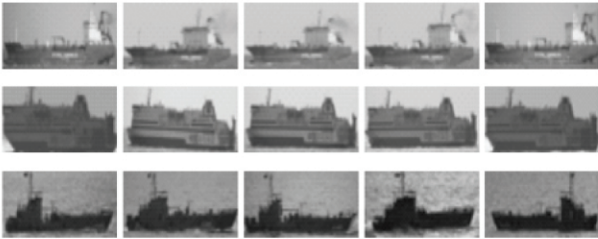


图3 舰船目标可见光图像
Fig. 3 Visible images of ship target

实验时计算机性能为3.4 GHz CPU,4 G内存;操作系统为WinXP SP3 32位,开发软件为Matlab7.6。实验中,对训练和测试集中每个图像都采样 $s=50$ 个随机协方差,KNN(k-Nearest Neighbor)算法中 $k=5$,对红外图像的 $d=5$ 维特征,协方差矩阵是 5×5 ,对可见光图像的 $d=11$ 维特征,协方差矩阵是 11×11 。由于窗口位置和大小的随机性,红外图像和可见光图像的分类均做10次实验,然后取平均值来代表协方差描述子的分类性能,见表1和表2。

表1 红外图像复杂特征融合的分类结果

Table 1 Classification results of complicated feature fusion for infrared image

	实验次数									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
识别率/%	100	83.3	100	66.6	83.3	50.0	100	83.3	83.3	66.6
平均识别率/%	82.0									
平均耗时/s	1.2615									

从实验结果可以看出,无论对可见光图像,还是红外图像,复杂特征融合的协方差描述子都具有较高的识别率。另外,为了具有较高的识别率,比如100%,可以考虑记忆随机位置参数,然后针对某类图像的识别问题,将识别率高时的位置参数作为这类图像的采样

位置。另外一个解决办法是增加采样窗口数,但这会增加计算量。

表2 可见光图像中复杂特征融合的分类结果

Table 2 Classification results of complicated feature fusion for visible image

	实验次数									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
识别率/%	83.3	83.3	66.6	100	100	83.3	50.0	100	83.3	83.3
平均识别率/%	83.3									

为了验证协方差描述子中不同特征对识别性能的影响,使用灰度、梯度和拉普拉斯的幅度这3个旋转不变的特征来进行红外图像的分类,其协方差矩阵是 3×3 。分类结果见表3,由于特征的描述能力变弱,导致分类识别率有所下降。

表3 红外图像中简单特征融合的分类结果

Table 3 Classification results of simple feature fusion for infrared image

	实验次数									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
识别率/%	83.3	33.3	66.6	66.6	100	100	50.0	50.0	50.0	50.0
平均识别率/%	65.0									

为了进一步验证协方差描述子的优越性,将协方差特征融合方法和串行特征融合方法、基于PCA的特征融合方法进行红外图像的特征融合性能比较。

1) 串行特征融合方法。将图像灰度、一阶和二阶微分的范数特征串联,形成 $5 \times 64 = 320$ 个特征级,相似度采用 Bhattacharyya 距离($\rho = \sum_{u=1}^M \sqrt{P_u \cdot Q_u}$)来衡量,对每个图像还是采样 $s=50$ 个区域,识别结果见表4。显然,与区域协方差的融合识别结果比较接近,这正好反映了协方差特征就是灰度和微分联合分布的协方差。但是,协方差特征的计算速度更快,而且隐含了滤波环节,效果更好。

表4 红外图像中串行特征融合的分类结果

Table 4 Classification results of serial feature fusion for infrared image

	实验次数									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
识别率/%	66.6	50.0	100	83.3	100	83.3	66.6	66.6	100	83.3
平均识别率/%	80.0									
平均耗时/s	1.4208									

2) 基于PCA的特征融合方法。将图像灰度、一阶和二阶微分的范数特征串联后再进行PCA降维,然后采用和串行特征融合类似的方法进行图像目标分类,结果见表5。与串行特征融合相比,识别率降低了,平均耗时增加了,但识别性能更加稳定。耗时的增加是由于样本数量偏少,PCA降维的优势还没有体现。

表5 红外图像中 PCA 特征融合的分类结果
Table 5 Classification results of feature fusion based on PCA for infrared image

	实验次数									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
识别率/%	66.6	66.6	66.6	66.6	66.6	66.6	66.6	66.6	66.6	66.6
平均识别率/%	66.6									
平均耗时/s	1.7478									

5 结束语

图像中的不同特征总是反映目标的不同特性,对它们的优化组合既保留了参与融合的多特征的有效鉴别信息,又一定程度上消除了冗余信息,对提高目标特征描述的准确度无疑具有重要意义。因此,为了提高特征对目标的全面描述能力,本文概括总结了图像特征融合方法,重点分析了如何将基于区域协方差的特征融合方法用于舰船目标识别。该方法的主要特点有:1)用协方差表示图像特征,维数更少;2)用积分图像来快速计算协方差,效率更高;3)结合最近邻搜索算法进行特征匹配,实现图像目标识别。仿真实验表明,区域协方差可以较好地融合舰船可见光图像或红外图像的目标特征,目标识别率较高。如果针对特定图像,记忆识别率高的随机初始位置和区域大小,则可保证目标识别率接近100%。

不同谱段的图像(如可见光、中波红外和长波红外)反映了目标的不同信息,如果利用特征融合技术把这些谱段的信息结合,肯定能增强多光谱成像系统在复杂战场环境下的目标识别能力。应该说,本文验证了基于区域协方差的特征融合能够提高单传感器的目标识别能力,该方法具有推广能力,从理论上可保证提高多传感器的目标识别性能。从实验角度,只要将特征集更改为基于多光谱图像的特征集,比如可见光图像提取梯度特征、形状特征,对应的红外图像提取纹理特征,在不更改特征融合方法的前提下,即可实现验证多传感器融合特征对目标识别能力的提高问题。

参考文献

[1] WU C C, LEE W L, CHEN Y C, et al. Evolution-based hierarchical feature fusion for ultrasonic liver tissue characterization[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2013, 17(5):967-976.

[2] BATTITI R. Using mutual information for selecting features in supervised neural net learning[J]. IEEE Transactions on Neural Network, 1994, 5(4):537-550.

[3] HUANG X, ZHANG L P. An SVM ensemble approach combining spectral, structural, and semantic features for the classification of high-resolution remotely sensed imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,

2013, 52(1):257-272.

[4] HOANG T V, TABBONE S A. Invariant pattern recognition using the RFM descriptor[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(1):271-284.

[5] ZHOU X L, BHANU B. Feature fusion of face and gait for human recognition at a distance in video[C]//The 18th International Conference on Pattern Recognition, Hong Kong, China, 2006:529-532.

[6] DEY A, SING J K, CHOWDHURY S. Fusion of directional spatial discriminant features for face recognition[J]. Procedia Technology, 2013, 10:747-754.

[7] 王凤朝,刘兴堂,黄树采. 基于模糊证据理论的多特征目标融合检测算法[J]. 光学学报, 2010, 30(3):713-719. (WANG F C, LIU X T, HUANG S C. Target fusion detection with multi-feature based on fuzzy evidence theory[J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(3):713-719.)

[8] 王大伟,纪华,王延杰. 应用复值独立分量分析实现特征融合识别[J]. 光学精密工程, 2009, 17(8):2024-2031. (WANG D W, JI H, WANG Y J. Feature-level fusion recognition based on complex-valued independent component analysis[J]. Optics and Precision Engineering, 2009, 17(8):2024-2031.)

[9] 何凤英,钟尚平,杨健. 基于四元数多特征并行融合的JPEG 隐写检测[J]. 计算机应用, 2013, 33(3):663-666. (HE F Y, ZHONG S P, YANG J. JPEG steganalysis based on parallel feature fusion by quaternion[J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(3):663-666.)

[10] RAJAGOPALAN A N, RAO K S, KUMAR Y A. Face recognition using multiple facial features[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(3):335-341.

[11] SUN Q S, ZENG S G, LIU Y, et al. A new method of feature fusion and its application in image recognition[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(12):2437-2448.

[12] GAO G Y, MA H D. Multi-modality movie scene detection using kernel canonical correlation analysis[C]//The 21st International Conference on Pattern Recognition, Tsukuba, Japan, 2012:3074-3077.

[13] SHEN X B, SUN Q S, YUAN Y H. Orthogonal canonical correlation analysis and its application in feature fusion[C]//The 16th International Conference on Information Fusion, Istanbul, Turkey, 2013:151-157.

[14] YUAN Y H, SUN Q S. Fractional-order embedding multisets canonical correlations with applications to multi-feature fusion and recognition[J]. Neurocomputing, 2013, 122:229-238.

[15] TUZEL O, PORIKLI F, MEER P. Pedestrian detection via classification on Riemannian manifolds[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(10):1713-1727.

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.