

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902662

D-S 理论多分类器融合的光学遥感图像多目标识别*

姬晓飞 石宇辰 王 昱 田晓欧

(沈阳航空航天大学 自动化学院 沈阳 110136)

摘要:光学遥感图像的多目标检测与识别一直是图像处理与分析领域的热点研究问题。针对多特征单一分类器决策级融合不能很好的利用特征与分类器的适应性,导致识别的准确率很难进一步提高的问题,提出了基于 D-S 证据理论的多特征多分类器决策级融合策略。首先提取了两种简单且具有平移、缩放不变性的特征;其次分别引入 3 种适应性较好的分类器进行分类;最后设计了两级的 D-S 证据理论的融合方案,并且在置信度函数计算的过程中引入表征分类器性能的混淆矩阵。该算法有效地解决了分类器输出的不确定性问题,进一步提高了光学遥感图像多目标分类识别的准确性。测试表明,对 4 种目标的识别率达到 97.22%,验证了算法的有效性。

关键词:光学遥感图像;决策级融合;线性融合;D-S 证据理论;特征提取;多分类器;目标识别

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 420

D-S theory based multi-classifier fusion optical remote sensing image target recognition

Ji Xiaofei Shi Yuchen Wang Yu Tian Xiaoou

(School of Automation, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: The multi-target detection and recognition of optical remote sensing images have always been the hot researching topics in image processing and analysis. The multi-target classification and recognition algorithm based on multiple features and single classifier cannot make good use of the adaptability of features and classifiers, resulting in a problem that the accuracy of recognition is difficult to improve. A multi-feature multi-classifier fusion optical target image recognition algorithm based on D-S evidence theory is proposed. Two features with translation and scaling invariance are extracted. Secondly, three classifiers are introduced to classify the feature. Finally, a two-level fusion algorithm scheme by using D-S evidence theory is proposed, and a confusion matrix that characterizes the performance of the classifier is introduced in the calculation process of confidence function. The proposed algorithm is effectively resolved the classifier output uncertainty problem, and further improves the accuracy of multi-target classification and recognition of optical remote sensing images. The recognition rate of multi-objectives by DS evidence theory fusion strategy reaches 97.22%. The effectiveness of the algorithm is proved.

Keywords: optical remote sensing image; decision fusion; linear fusion; D-S evidence theory; feature extraction; multi-classifier; target recognition

0 引言

光学遥感图像具有丰富的颜色信息与空间信息,基于光学遥感图像的目标检测与识别一直是遥感图像处理与分析的关键技术^[1],被广泛应用于军事侦察、交通建

设、绘制制图、农业林业等方面^[2]。基于光学遥感图像的单目标检测与识别已经取得了一定的研究进展^[3]。文献[4]将具有仿射变化的图像目标区域进行主成分分析(PCA)白化处理后对其进行正交化,然后采用独立成分分析(ICA)算法和三阶中心距旋转将图像标准化,该算法在飞机目标存在飞行姿态变化、仿射变化、遮挡等因素

时仍可以取得了较为理想的识别结果。

目前基于遥感图像的多目标检测与识别目前还处于起步阶段^[5]。利用单一特征对多类目标进行识别容易使某一类别目标识别准确性降低。因此在多目标识别分类的过程中通常采用多特征融合的方法有效的提高识别的准确性。文献[6]设计了一种基于多特征的光学遥感图像多目标识别算法,首先提取了3种具有平移、旋转和尺度不变性的特征,分别用支持向量机(SVM)进行识别并且将识别概率进行决策级融合。该算法可实现4种目标的识别。文献[7]提出了一种基于BP神经网络和改进的D-S证据理论方法。该方法先构建了多组神经网络,将BP神经网络的输出归一化作为基本置信函数进行D-S证据理论融合,完成了对3种舰船的目标识别。由于不同分类器与不同特征的适应性存在差异,以上方法只采用一种分类器进行分类融合,其准确率难以进一步提高。随着深度学习在目标识别领域取得了的重大进展,一些研究者也将其应用于光学遥感图像的多目标检测中^[8]。文献[9]利用多光谱图像提取舰船候选区并在对应的全色图像上截取切片,然后采用卷积神经网络自动提取特征并进行分类,可以准确的区分大船、中船、小船、多条船和尾迹等5类目标。文献[10]也引入了卷积神经网络用于光学遥感图像中20种地物目标的分类识别,证明了深度学习方法的引入,使识别的准确率大大的得到了提升,且算法具有较强的鲁棒性。基于深度学习的方法相对传统的机器学习算法的分类结果有显著的提高,但其对硬件有相应的要求,需要大量的训练样本,对实际工程不利^[11]。综上所述,本文提出了一种新的多特征多分类器决策级融合的多目标识别算法,整体框架如图1所示。

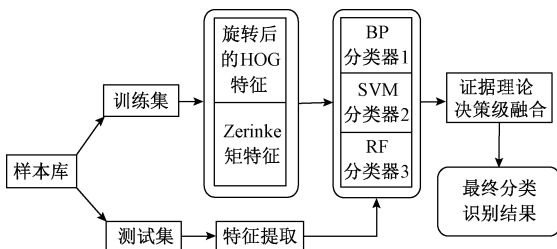


图1 算法流程

Fig. 1 Algorithm flowchart

在特征提取过程中提取了两种实现简单且具有较强平移、缩放不变性的HOG^[12]特征和Zernike^[13]特征,并分别用BP神经网络、支持向量机、随机森林(RF)3种分类器进行分类,最后采用D-S证据理论对多特征多分类器的输出进行决策级融合。算法设计了两级的D-S证据理论的融合方案,在置信度函数计算的过程中引入表征分类器性能的混淆矩阵。该算法有效解决了不同特征与不

同分类器之间的适应性问题 and 分类器输出的不确定性问题,且无需大量的训练样本进行训练,计算复杂度低,进一步提高了光学遥感图像多目标分类识别的准确性。

1 特征提取

特征提取的过程是目标分类识别中最为重要的一步,特征提取效果的好坏将很大程度决定了识别效果,本文选择了能够适应光学遥感图像目标识别图像的平移、缩放不变性的两种特征,旋转后的HOG特征、Zernike特征。

1.1 旋转后的HOG特征

HOG特征能够较好的捕捉遥感图像中局部形状信息,对缩放、平移以及光照强度变换都有很好的不变性。HOG特征不具有旋转不变性,因此采用PCA对数据库中图像自动提取主轴方向,然后都按照主轴方向进行旋转,将处理后的图像再进行HOG特征的提取,就得到了方向统一的HOG特征,对于每幅图像提取768维的HOG特征描述子。舰船的旋转归一化图像及其HOG特征表示如图2所示。

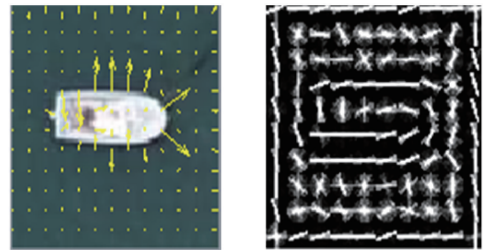


图2 舰船的旋转归一化图像及其HOG特征表示

Fig. 2 Rotation normalized image of ship and its HOG feature representation

从图2可以看出,进行旋转归一化处理后提取的HOG特征可以很好的表征光学遥感图像目标的形状信息。

1.2 Zernike矩特征

在对图像提取Zernike矩之前,需要得到边缘图像。光学遥感图像中常采用Canny算子来提取图像边缘。Zernike矩可以构造任意高阶矩,其中低阶矩能够体现全局特征,高阶矩更能突出细节特征。由于其具有旋转不变性,且对图像平移、缩放也具有良好的适应性,因此广泛应用于光学遥感图像特征提取中。Zernike多项式有奇数和偶数之分,若为奇数,则:

$$Z_n^m(\rho, \varphi) = R_n^m(\rho) \cos(m\varphi) \quad (1)$$

若为偶数,则:

$$Z_n^m(\rho, \varphi) = R_n^m(\rho) \sin(m\varphi) \quad (2)$$

径向多项式如下:

$$R_n^m(\rho) = \sum_{k=0}^{\frac{n-m}{2}} \frac{(-1)^k (n-k)!}{k! \left(\frac{n+m}{2} - k\right)! \left(\frac{n-m}{2} - k\right)!} \rho^{n-2k} \quad (3)$$

式中： m, n 为非负整数且 $m > n$ ； φ 为方位角； ρ 为半径， $0 \leq \rho \leq 1$ ；Zernike 收敛于 $[-1, 1]$ 。当选择不同的 m, n 大小，得到相应的幅值特征和相位特征共 40 维。

2 识别算法

2.1 支持向量机

支持向量机在解决非线性及小样本的问题中表现出很多优势。通常支持向量机应用在二分类问题的判别中，本文采用一对一分类法，该方法两种不同类别图像使用一个分类器，即将训练集构造成为 $T = p(p-1)/2$ 个分类器 (p 个不同类别)，最终求得 T 个判别函数。根据判别函数，对待分类目标进行投票，最终得票最多的类别即作为判别结果。

2.2 BP 神经网络

在图像处理与模式识别领域，神经网络可以说是当下使用最广泛的算法之一。神经网络的结构模仿生物神经网络。其中误差逆传播算法是神经网络最有代表性的算法。算法主要分为两个阶段：第 1 阶段（正向过程）输入信息从输入层经隐含层逐层计算各单元的输出值；第 2 阶段（反向传播过程）输出误差逐层向前算出隐含层各单元的误差，并用此误差修正前层权值。本文采用 3 层神经网络，Sigmoid 函数作为输出函数，输入层节点个数选取与提取特征的维数相同，隐含层为节点数为 8 个，输出层节点数为 4 个。

2.3 随机森林分类器

随机森林^[14]是一种半监督的集成学习分类器，它利用 boot-strap 重抽样法对训练集数据进行抽样，并对每个 boot-strap 样本进行建模，得到一组决策树分类器组合进行投票预测。随机森林具有准确率高、抗噪能力强训练速度快等优点，且由于训练样本具有随机性，这就使得随机森林分类器不容易出现过拟合的情况。

本文将两种特征分别送到 3 种分类器中，得到对应的分类器输出结果，采用改进的 D-S 证据理论进行决策级融合。

3 基于 D-S 证据理论的决策级融合

在多分类器进行融合的过程中，当不同分类器结果发生冲突时，融合算法往往会出现适应性不强的问题。D-S 证据理论^[15]是一种有效的决策级融合的算法，可以

较好的解决分类器的冲突问题。目前 D-S 证据理论大多用于单一特征多个分类器的输出信息融合，本文在此基础上，设计了两级的 D-S 融合策略，实现多特征多分类器的融合。

3.1 D-S 证据理论基本融合策略

D-S 证据理论的目的是在先验知识不完全即信息来源不可靠的条件下进行正确的判断，可以直接表达“不确定”的能力，并用基本概率函数来表示这些信息。D-S 证据理论^[15]允许为每个分类器输出分配一个信任函数，这比简单的权重更具信息性。

设 D 为识别框架，设函数 $m: 2^D \rightarrow [0, 1]$ ，且满足：

$$m(\Phi) = 0$$

$$\sum_{A \subseteq D} m(A) = 1$$

则称函数 m (mass 函数) 是 2^D 上的概率分配函数， $m(A)$ 称为 A 的基本概率分配函数 (basic probability assignment, BPA)，其中，使得 $m(A) > 0$ 的 A 成为焦点。

在识别框架 D 上基于 BPA 的置信度函数 (belief function) 定义：

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A \subseteq D} m(B) \quad (4)$$

在识别框架 D 上基于 BPA 的似然函数定义为：

$$Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \Phi} m(B) \quad (5)$$

在证据理论中，用信度区间 $[Bel, Pl]$ 来表示对于识别框架 D 中的子集 A 的确认程度。

对于 $\forall A \subseteq D$ ，识别框架 D 上的多个 mass 函数 $m_1, m_2, m_3, \dots, m_n$ 的合成规则为：

$$m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n(A) = \frac{1}{K} \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1) m_2(A_2) \dots m_n(A_n) \quad (6)$$

其中， K 为归一化因子，定义如下：

$$K = \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n \neq \Phi} m_1(A_1) m_2(A_2) \dots m_n(A_n) \quad (7)$$

式中： K 称为冲突系数， K 值越大表明冲突越强。

对应本文 3 种分类器融合过程的示意图如图 3 所示。

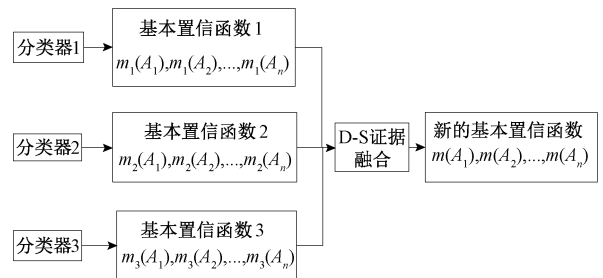


图 3 分类器融合过程示意图

Fig. 3 The process diagram of classifier fusion

3.2 分类器性能计算

针对不同分类器对同一特征数据的分类性能不同,将分类器的输出直接进行 D-S 证据理论的融合时没有考虑到分类器的性能问题,本文采用一种基于混淆矩阵确定分类器性能的算法^[15],进一步的提高融合的效果。

假设数据库中一共有 N 幅光学遥感图像,共有 y 个类别,每一类别共有 N_i 幅图片,分别提取 S 种特征,采用 U 个分类器进行识别。将提取的第 s 个特征送入第 u 个分类器后可以得到对应的混淆矩阵 C_{su} 如下:

$$C_{su} = \begin{bmatrix} t_{11}^u & t_{12}^u & \cdots & t_{1y}^u \\ t_{21}^u & t_{22}^u & \cdots & t_{2y}^u \\ \cdots & \cdots & t_{ij}^u & t_{3y}^u \\ t_{y1}^u & t_{y2}^u & \cdots & t_{yy}^u \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: t_{ij}^u 表示一幅类别为 A_i 的图像被分类为 A_j 类的图像数量。

然后根据式(9)对式(8)中的元素进行归一化处理。

$$r_{ij}^u = \frac{t_{ij}^u}{\sum_{j=1}^y t_{ij}^u} \quad i = 1, 2, \dots, y; j = 1, 2, \dots, y \quad (9)$$

将矩阵 C_{su} 转化成以识别率形式的混淆矩阵 C_{su}^r 如下:

$$C_{su}^r = \begin{bmatrix} r_{1y}^u & r_{1y}^u & \cdots & r_{1y}^u \\ r_{21}^u & r_{22}^u & \cdots & r_{2y}^u \\ \cdots & \cdots & r_{ij}^u & \cdots \\ r_{y1}^u & r_{y2}^u & \cdots & r_{yy}^u \end{bmatrix} \quad (10)$$

根据混淆矩阵 C_{su}^r , 第 s 种特征在使用分类器 u 对类别样本 A_i 的识别性能,记为:

$$PC_{su}(A_i) = PC_i(A_i | A_j) = \frac{r_{ij}^u}{\sum_{j=1}^y r_{ij}^u} \quad (11)$$

3.3 两级 D-S 理论融合方法

本文采用了文献所采用的两级 D-S 理论融合结构,结合 3.2 节的分类器性能计算,建立了基于两级 D-S 证据理论的两类特征 3 种分类器的融合算法。遥感图像数据库中共含有 $y = 1, 2, 3, 4$ 类目标,提取了 $s = 1, 2$ 两类特征,3 种分类器分别为 $u = 1, 2, 3$ 。具体的实现步骤如下。

1) 将数据库中所有样本分别提取 Zernike 特征与 HOG 特征,然后利用训练样本训练 BP 神经网络、SVM、RF 3 种分类器,得到了两种特征在 3 种分类器下的后验概率 P_i^{su} , 表示第 s 种特征送入第 u 类分类器后将目标识别为第 i 类样本的后验概率。

2) 按式(11)根据各分类器的混淆矩阵计算各分类器对应特征的性能 $PC_{su}(\omega_i)$ 。

3) 将步骤 1) 得到的各分类器输出的后验概率 P_i^{su}

与步骤 2) 计算的分类器性能 $PC_{su}(\omega_i)$ 按式(12)进行加权运算归一化处理,满足 $\sum_{i=1}^u m_{su}(A_i) = 1$ 。

$$m_{su}(A_i) = P_i^{su} PC_{su}(A_i) \quad (12)$$

式中: $m_{su}(A_i)$ 就是一幅光学遥感图像所提取的特征 s 在第 u 个分类器下属于 A_i 类样本的基本置信函数;

4) 根据式(10)得到的基本置信函数,通过 D-S 融合理论得到 Zernike 特征与 HOG 特征下 3 种分类器的融合结果分别记为 $m_1(A_1), m_1(A_2), m_1(A_3), m_1(A_4), m_2(A_1), m_2(A_2), m_2(A_3), m_2(A_4)$, 作为第一级 D-S 理论融合结果。

5) 再对两种特征的一级融合结果再进行一次 D-S 理论融合,得到二级融合的基本置信函数记为: $m(A_1), m(A_2), m(A_3), m(A_4)$ 。并由最大 BPA 法,由式(13)得到最终的判别结果。

$$i = \max \{ m(A_1), m(A_2), m(A_3), m(A_4) \} \quad (13)$$

4 实验结果

本文使用自行建立的遥感图像库对所提出的算法进行了测试,数据库总体分为 4 个类别,包含飞机、汽车、油罐、船舰,每类共有 74 幅图像,总共包含 74×4 共 288 张图像,部分图例如图 4 所示。

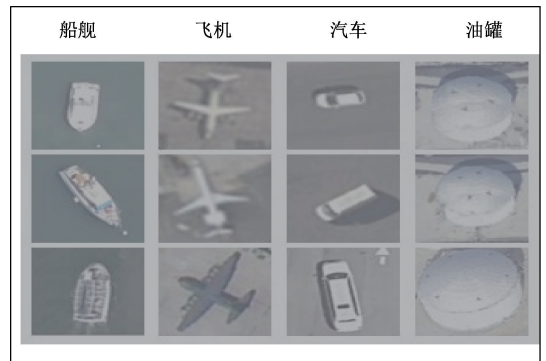


图 4 数据库的部分目标样本图像

Fig. 4 Parts of target sample in database

4.1 三种分类器对应两种特征测试结果

将数据库分为训练集和测试集两部分,训练集每类 47 幅图像,测试集为每类 27 幅图像。Zernike 与 HOG 特征对应 3 种分类器的识别结果如表 1、2 所示。从表 1 可以看出,特征为 Zernike 时,BP 神经网络对于飞机类识别率达到 96.30% 高于其他 3 类,而对于汽车的识别率最低。SVM 分类器对船舰与汽车识别率较高,达到 96.30%,但是对飞机的分类效果却不是很好。BP 神经网络与 SVM 分类器存在互补性;随机森林分类器分类效果最好。

表1 Zerinke 特征 3 种分类器识别结果

Table 1 Recognition result of zerinke feature by three different classifiers

分类器	船	飞机	汽车	油罐
Zerinke 特征识别率/%	BP 0.814 8	0.963 0	0.740 7	0.888 9
	SVM 0.963 0	0.888 9	0.963 0	0.888 9
	RF 0.928 6	1.000 0	0.925 9	0.925 9

从表2可以看到,选取 HOG 特征的 3 种分类器识别率普遍高于 Zerinke 特征,且对油罐的识别正确率能达到 100%,对于飞机类别的识别准确率不高。对比表1和2可以看出,Zerinke 特征对飞机识别率要高于 HOG 特征,对油罐的识别率低于 HOG 特征,这表明采用两种特征进行识别也存在互补性。

表2 HOG 特征 3 种分类器识别结果

Table 2 Recognition result of HOG feature by three different classifiers

分类器	船	飞机	汽车	油罐
HOG 特征识别率/%	BP 96.30	85.19	92.59	100.00
	SVM 92.59	88.89	96.30	100.00
	RF 92.59	96.30	92.86	100.00

4.2 基于 D-S 证据理论决策级融合结果

实验先提取的 HOG 特征与 Zernike 特征,然后分别与 BP、SVM、RF 3 种分类器进行一对一训练与测试,并分别得到了两种特征在 3 种分类器下输出的后验概率。然后根据式(9)计算了 2 种特征对应的 3 种分类器的不同组合是的性能表现,如表3所示。

表3 不同组合策略性能表现

Table 3 Presence of different composition methods

特征—分类器	船舰	飞机	汽车	油罐
Zernike-BP	0.79	0.96	0.87	0.80
Zernike-SVM	0.84	1.00	0.92	0.96
Zernike-RF	0.93	1.00	0.93	0.92
HOG-BP	0.84	1.00	0.96	0.96
HOG-SVM	0.89	1.00	0.93	0.96
HOG-RF	0.92	0.96	0.93	1.00

基于 D-S 证据理论的融合方法,采用最大可信度的决策方法,并将性能表现与各个分类器的后验概率结合,对数据进行二级 D-S 证据理论融合,就得到了基于两种特征 3 种分类器决策级融合的识别结果,其与线性概率融合的实验结果进行比较的结果如下表4所示。

表4 两种融合策略识别结果

Table 4 Recognition results of two combination methods

融合方式	船舰	飞机	汽车	油罐	总识别率
决策级线性融合	92.59	100	92.56	96.30	95.37
D-S 证据理论融合	96.30	96.30	96.30	100	97.22

从表4可以看出,基于 D-S 证据理论的多特征多分类器融合方法识别结果相比基于决策级线性融合的方法

识别率提高了 1.85%。原因在于当信息来源不可靠或信息来源较少的情况下,即不同分类器输出数据在输出判决时产生不确定因素的情况下,D-S 理论能有效去除信息之间的不确定性,对分类器数据进行有效融合。

5 结论

本文提出的多特征多分类器融合的遥感图像多目标识别方法,很好的处理了不同特征不同分类器适应性不同的问题以及多分类器输出结果存在冲突的问题,使多目标的分类识别准确率得到了提升。所提出的基于 D-S 证据理论的多特征多分类器融合策略实现简单,有效的减小了数据源的不确定性,具有较好的应用前景。

参考文献

[1] 姬晓飞,秦宁丽. 基于光学遥感图像的目标检测与分类识别方法[J]. 沈阳航空航天大学学报, 2015, 32(1):23-31.
JI X F, QIN N L. Target detection and classified recognition method based on optical remote sensing image[J]. Journal of Shenyang Aerospace University, 2015, 32(1):23-31.

[2] 冯登超,秦焕禹,曾湧,等. 基于三维可视化空中走廊体系的低空空域航图绘制研究[J]. 电子测量与仪器学报,2018,32(4):58-63
FENG D CH, QIN H Y, ZENG Y, et al. Research on city chart drawing in low altitude airspace based on three-dimensional visualization of aerial corridor[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(4):58-63.

[3] 金文超. 基于复杂背景的光学遥感图像舰船目标检测技术[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学, 2013.
JIN W CH. The ship detection based on complex background optical remote-sensing images[D]. Harbin: Harbin Engineering University.

[4] 刘富,于鹏,刘坤. 采用独立分量分析 Zernike 矩的遥感图像飞机目标识别[J]. 智能系统学报, 2011, 6(1):51-56.
LIU F, YU P, LIU K. Research on concerning aircraft recognition of remote sensing images based on ICA Zernike invariant moments[J]. Transaction on Intelligent System, 2011, 6(1):51-56.

[5] HAN J W, ZHANG D W, CHENG G, et al. Object detection in optical remote sensing images based on weakly supervised learning and high-level feature learning[C]. IEEE Transaction Geoscience Remote Sensing, 2015(53):3325-3337.

[6] 姬晓飞,秦宁丽,刘洋. 多特征的光学遥感图像多目标识别算法[J]. 智能系统学报,2016,11(5):655-662.
JI X F, QIN N L, LIU Y. Research on multi-feature

- based multi-target recognition algorithm for optical remote sensing image [J]. *Transaction on Intelligent System*, 2016, 11(5): 655-662.
- [7] 张志, 杨清海. 基于 BP 神经网络和改进 D-S 证据理论的目标识别方法[J]. *计算机应用与软件*, 2018, 35(3):151-156.
- ZHNAH ZH, YANG Q H. Target recognition method based on BP neural network and improved D-S evidence theory[J]. *Computer Applications and software*, 2018, 35(3):151-156.
- [8] DONG R J, YANG R J, TANG Y W, et al. A remote sensing image key target recognition system design based on faster R-CNN [C]. 2018 3rd International Conference on Mechanical, Control and Computer Engineering (ICMCCE), IEEE Computer Society, 2018:1-8.
- [9] 陈丽琼, 石文轩, 范赐恩, 等. 基于多分类学习的光学遥感图像舰船检测[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2019, 47(5):62-68.
- CHEN L Q, SHI W X, FAN C EN, et al. Ship detection in optical remote sensing images based on multi-class learning[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2019, 47(5):62-68.
- [10] ZHEN Y M, LIU H Y, LI J B, et al. Remote Sensing Image Object recognition based on convolutional neural network [C]. 2017 First International Conference on Electronics Instrumentation and Information Systems, 2017: 1-6.
- [11] 王云艳, 罗冷坤, 王重阳. 基于流行学习的光学遥感图像分类[J]. *计算机工程与科学*, 2019, 47(7): 1212-1218.
- WANG Y Y, LUO L K, WANG CH Y. Optical remote sensing image classification based on manifold learning[J]. *Computer Engineering and Science*. 2019, 47(7): 1212-1218.
- [12] 韩旭, 湛海云, 王溢. 基于 SPCA 和 HOG 的单样本人脸识别算法[J]. *计算机科学*, 2019, 46(6A): 275-283.
- HAN X, CHEN H Y, WANG Y. Single-sample face recognition algorithm based on SPCA and HOG [J]. *Computer Science*, 2019, 46(6A):275-283.
- [13] 曾接贤, 付俊, 符祥. 特征点和不变矩结合的遥感图像飞机目标识别[J]. *中国图象图形学报*, 2014, 19(4): 592-602.
- ZENG J X, FU J, FU X. Aircraft target recognition in remote sensing images by combining feature points and invariant moments [J]. *Chinese Journal of Image and Graphics*, 2014, 19(4):592-602.
- [14] JIANG Z L, ZHE L, LARRY D. Recognizing human

actions by learning and matching shape-motion prototype trees [C]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012: 533-547.

- [15] 权文, 王晓丹, 王坚, 等. 基于 SVM 概率输出与证据理论的多分类方法[J]. *计算机工程*, 2012, 38(5): 167-169.

QUAN W, WANG X, WANG J, et al. Multi-class classification method based on SVM probability output and evidence theory [J]. *Computer Engineering*, 2012, 38(5):167-169.

作者简介



姬晓飞, 2010 年于英国普茨茅斯大学获得博士学位, 现为沈阳航空航天大学副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为视频分析与处理、模式识别理论。

E-mail: jixiaofei7804@126.com

Ji Xiaofei received Ph. D. from Portsmouth University of UK in 2010. Now she is an associate professor and M. Sc. supervisor at Shenyang Aerospace University. Her main research interests include video analysis and pattern recognition theory, etc.



石宇辰, 2018 年于沈阳航空航天大学获得硕士学位, 主要研究方向为遥感图像处理。

E-mail:491568915@qq.com

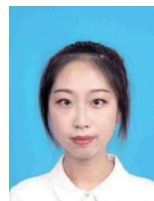
Shi Yuchen received M. Sc. from Shenyang Aerospace University in 2018. His main research interests include remote sensing image process.



王昱, 分别在 2003 年和 2006 年于东北大学获得学士学位和硕士学位, 2017 年于西北工业大学获得博士学位, 现为沈阳航空航天大学讲师, 主要研究方向为无人机空战态势评估与目标分配。

E-mail: wangyu@sau.edu.cn

Wang Yu received B. Sc. and M. Sc. from Northeastern University in 2003 and 2006, Ph. D. from Northwestern Polytechnical University in 2017, respectively. Now she is a lecturer at Shenyang Aerospace University. Her main research interests include assessment of air combat situation and target allocation of unmanned aerial vehicles.



田晓欧, 2019 年于沈阳航空航天大学获得学士学位, 现为沈阳航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理与模式识别。

E-mail: 794810374@qq.com

Tian Xiaou received B. Sc. from Shenyang Aerospace University in 2019. Now she is a M. Sc. candidate at Shenyang Aerospace University. Her main research interests include image processing and pattern recognition.