



## 基于分类器决策融合的红外图像目标识别方法

廖辉传 赵海霞

### Infrared image target recognition method based on decision fusion of classifiers

Liao Huichuan, Zhao Haixia

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/IRLA20210725>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 多视角红外图像目标识别方法

Target recognition based on multi-view infrared images

红外与激光工程. 2021, 50(11): 20210206 <https://doi.org/10.3788/IRLA20210206>

#### 结合多决策准则稀疏表示的SAR图像目标识别方法

Combination of multiple decision principles based on sparse representation-based classification for target recognition of SAR image

红外与激光工程. 2021, 50(8): 20210138 <https://doi.org/10.3788/IRLA20210138>

#### 深度特征联合表征的红外图像目标识别方法

Target recognition method of infrared imagery via joint representation of deep features

红外与激光工程. 2021, 50(3): 20200399 <https://doi.org/10.3788/IRLA20200399>

#### 图像分块匹配的SAR目标识别方法

SAR target recognition based on image blocking and matching

红外与激光工程. 2021, 50(10): 20210120 <https://doi.org/10.3788/IRLA20210120>

#### 基于SAE与底层视觉特征融合的无人机目标识别算法

UAV target recognition algorithm based on fusion of SAE and bottom visual feature

红外与激光工程. 2018, 47(S1): 197 <https://doi.org/10.3788/IRLA201847.S126004>

#### 二维压缩感知多投影矩阵特征融合的SAR目标识别方法

SAR target recognition using feature fusion by 2D compressive sensing with multiple random projection matrices

红外与激光工程. 2021, 50(6): 20200531 <https://doi.org/10.3788/IRLA20200531>

## 基于分类器决策融合的红外图像目标识别方法

廖辉传, 赵海霞\*

(华东交通大学信息工程学院, 江西南昌 330013)

**摘要:** 提出基于分类器决策融合的红外图像目标识别问题。采用稀疏表示分类 (Sparse representation-based classification, SRC) 和卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 作为基础分类器。对于测试样本, 首先基于 SRC 进行分类, 并根据输出的决策变量判断决策可靠性。当判定识别结果可靠时, 则识别过程结束, 输出目标类别。反之, 根据 SRC 的结果遴选部分置信度较高的候选类别, 并在下一阶段针对这一步类别采用 CNN 进行确认分类。此外, 将 CNN 的输出结果与 SRC 进行线性加权融合处理, 根据融合结果做出最后的目标类别决策。提出方法通过综合 SRC 和 CNN 两者分类器的优点, 综合提升红外目标识别性能。同时, 这种层次化的决策融合方式避免了对所有样本的两次分类过程, 整体上能够保证识别算法的效率。实验采用五类日常生活中常见的车辆目标红外图像进行, 分别设置了原始样本条件、噪声样本条件以及遮挡样本条件。通过与部分现有方法进行对比, 结果反映了提出方法的有效性和可靠性。

**关键词:** 红外图像; 目标识别; 决策融合

**中图分类号:** TP391.41      **文献标志码:** A      **DOI:** 10.3788/IRLA20210725

## Infrared image target recognition method based on decision fusion of classifiers

Liao Huichuan, Zhao Haixia\*

(School of Information Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

**Abstract:** The problem of infrared image target recognition based on classifier decision fusion was proposed. The sparse representation-based classification (SRC) and convolutional neural network (CNN) were used as the basic classifiers. For the test sample, it was first classified based on SRC, and the reliability of the decision was judged based on the output decision variables. When it was determined that the recognition result is reliable, the recognition process ended and the target category was output. On the contrary, some candidate categories with higher confidence were selected according to the results of SRC, and CNN was employed to confirm the classification result in the next stage. In addition, the CNN output result and SRC were subjected to linear weighted fusion processing, and the final target category decision was made according to the fusion result. The proposed method integrated the advantages of both SRC and CNN classifiers to comprehensively improve the performance of infrared target recognition. At the same time, this hierarchical decision fusion method avoided the two classification processes for all samples, and could ensure the overall efficiency of the recognition algorithm.

收稿日期: 2021-11-05; 修订日期: 2022-02-25

基金项目: 江西省教育厅科技项目 (GJJ180316)

作者简介: 廖辉传, 男, 副教授, 硕士, 主要研究方向为机器学习、软件开发技术等。

通讯作者: 赵海霞, 女, 讲师, 硕士, 主要研究方向为计算机软件、算法理论等。

The experiment was carried out using five types of infrared images of common vehicle targets in daily life, and the original sample conditions, noise sample conditions and occlusion sample conditions were set respectively. By comparing with some existing methods, the results reflect the effectiveness and reliability of the proposed method.

**Key words:** infrared image; target recognition; decision fusion

## 0 引言

红外成像是夜间观测的重要手段, 基于获取的图像可开展情报分析和辅助决策。在军事领域, 红外成像是单兵行动和战场侦察的有力工具<sup>[1-3]</sup>。基于获取的高分辨率红外图像, 可对感兴趣的目标进行分析确认, 获取其所属类别, 即红外图像的自动目标识别。作为监督模式识别问题, 红外目标识别遵循基本的特征提取和分类两个过程。特征提取过程获取红外图像中目标的关键信息, 用于在分类过程中区分不同类别。现阶段用于红外图像的目标特征既包括描述目标外形的轮廓、区域等, 也包括分析图像灰度分布的主成分分析 (Principal component analysis, PCA), 还包括描述目标细节特征的局部问题, 如局部二值模式 (Local binary pattern, LBP) 等<sup>[4-8]</sup>。这些特征各具特点, 可以在不同的场合进行针对性应用, 还可以进行适当的融合使用<sup>[9]</sup>。进行分类阶段, 可根据选用特征的特点适应性进行分类器的选择, 典型的包括支持向量机 (Support vector machine, SVM)、稀疏表示分类 (Sparse representation-based classification, SRC) 等<sup>[10-12]</sup>。深度学习算法的兴起为图像模式识别提供了新的有力工具, 出现了多种基于卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 的红外图像目标识别方法<sup>[13-16]</sup>, 并取得了良好的性能。

文中在现有研究的基础上, 提出基于分类器决策融合的红外图像目标识别方法。在分类阶段, 选用 SRC 和 CNN 两种分类器, 并采用层次化融合思路。SRC 作为第一轮分类器, 可根据其输出的决策结果计算测试样本属于不同类别的概率。在此基础上, 利用门限法获取若干候选类别, 即为概率较高的训练类别。CNN 作为第二轮分类器, 其同样对不同类别输出了决策结果。文中针对第一轮获取的候选类别, 采用线性加权融合对 SRC 和 CNN 的结果进行融合分析, 并据此做出最终的识别决策。特别地, 当 SRC 已经可以获得可靠决策时, 则直接输出识别结果, 无需进行第二轮识别, 保证识别算法的整体效率。因此,

文中方法通过结合 SRC 和 CNN 两类分类器的优势, 提升最终的红外目标识别性能。实验中, 在五类日常车辆目标的红外图像数据集上进行测试和对比。根据实验结果, 文中方法的性能优于部分现有方法, 针对红外目标识别问题具有良好性能。

## 1 分类器原理

### 1.1 SRC

SRC 通过稀疏表示对未知样本进行表征和描述, 并根据描述求解结果的规律性对样本的类别进行判定<sup>[11,17-18]</sup>。SRC 首先构建全局字典  $A = [A^1, A^2, \dots, A^C] \in R^{d \times N}$ , 其中  $A^i \in R^{d \times N_i}$  ( $i = 1, 2, \dots, C$ ) 对应为第  $i$  类的局部字典, 一般为该类别中的训练样本。基于全局字典对测试样本  $y$  进行线性表征, 可表示为:

$$\hat{\alpha} = \arg \min \|\alpha\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|y - A\alpha\|_2 \leq \varepsilon \quad (1)$$

式中:  $\alpha$  表示需要求解的线性表示系数, 并且约束具有稀疏特性;  $\varepsilon$  为约束重构误差的门限。

公式 (1) 为非凸优化, 直接求解难度大。根据现有文献, 一般采用  $\ell_1$  最小化 (即采用  $\ell_1$  范数替换公式 (1) 中的  $\ell_0$  范数) 或者正交匹配追踪等贪婪算法获取近似解。根据求解的线性系数矢量  $\hat{\alpha}$ , 可按照公式 (2) 分别计算不同类别对于测试样本的重构误差, 比较其大小进行类别判断。

$$r(i) = \|y - A_i \hat{\alpha}_i\|_2^2 \quad (i = 1, 2, \dots, C)$$

$$\text{identity}(y) = \arg \min_i (r(i)) \quad (2)$$

式中:  $\hat{\alpha}_i$  为  $\hat{\alpha}$  中与第  $i$  类关联的系数;  $r(i)$  ( $i = 1, 2, \dots, C$ ) 为不同类别的重构误差。

根据文献报道, SRC 这种压缩感知处理机制对于噪声干扰、目标遮挡等情形具有很好的适应性, 这一优点可与其它分类器进行科学融合, 提升整体识别算法的稳健性。

### 1.2 CNN

CNN 是传统神经网络与现代信号处理技术融合的结果, 其核心是通过卷积操作获取输入二维信号, 如图像的多层次特征, 从而可以为针对性的解译提供

支撑<sup>[13-16]</sup>。卷积层作为 CNN 的核心,是深度特征训练和学习的核心。在 CNN 的网络结构中,上一层特征图 $O_m^{(l-1)}(m = 1, \dots, M)$ 会与下一层特征图 $O_n^{(l)}(n = 1, \dots, N)$ 关联,两者之间的关系描述如下:

$$O_n^{(l)}(x, y) = \sigma \left( \sum_{m=1}^M \sum_{p, q=0}^{F-1} k_{nm}^{(l)}(p, q) O_m^{(l-1)}(x-p, y-q) + b_n^{(l)} \right) \quad (3)$$

式中:  $k_{nm}^{(l)}(p, q)$ 表示卷积核;  $\sigma(\cdot)$ 代表激活函数,如 ReLU 函数;  $b_n^{(l)}$ 为常数偏置项。

通常,对于每个卷积层输出的特征图采用池化层进行池化操作,从而提高整体效率和稳健性。以最大值池化为例,池化层的操作如下:

$$O_m^{(l+1)}(x, y) = \max_{1 < i < h, 1 < j < w} (O_m^{(l)}(x+i, y+j)) \quad (4)$$

式中:  $h \times w$ 为滑动窗口的尺寸。CNN 通过多个卷积层、池化层,并在末端采用适当的分类器,如 Softmax 可实现端到端训练、学习,实现图像分析。

文中参照参考文献 [16] 设计卷积神经网络,共包括 3 个卷积层、3 个最大值池化层和 1 个全连接层;采用 ReLU 函数作为激活函数,Softmax 作为分类器具体可对网络进行微调,适应不同目标数目的识别任务。

## 2 多分类器级联决策融合

### 2.1 基于 SRC 的预筛选

文中选用 SRC 作为第一轮识别的分类器,在获取识别结果的同时承担预筛选的作用。假设共有  $C$  个类别,通过 SRC 得到这些类别对应的重构误差为  $r(i) (i = 1, 2, \dots, C)$ 。为了后续处理方便,基于下式将

这些重构误差转换为概率形式:

$$P(i) = \frac{1/r(i)}{\sum_{j=1}^C 1/r(j)} \quad (i = 1, 2, \dots, C) \quad (5)$$

式中:  $P(i)$ 则表示在 SRC 分类结果中,测试样本属于选取的第  $i$  类目标的可能性。

在此基础上,设定合适的门限  $T$  对测试样本可能的类别进行筛选处理,即当某一类别的概率大于门限时,认为其为候选类别。反之,则测试样本属于该类别的可能性很小,在后续过程不再考虑。因此,经过 SRC 的第一轮分类,可以有效获取测试样本潜在的目标类别,可通过后续的进一步确认提升识别精度。

### 2.2 线性加权融合

假设经过 SRC 预筛选后共有  $M$  个候选类别。对于这  $M$  个类别,基于 CNN 同样有输出的识别结果,记为  $P_1(\Gamma(i))$ ,其中  $\Gamma(i)$ 表示这  $M$  个类别中  $i$  个对应原始  $C$  类目标中的类别。采用线性加权融合的思路对 SRC 和 CNN 关于这  $M$  个类别的结果进行融合处理,形式如下:

$$P_F(\Gamma(i)) = w_1 P(\Gamma(i)) + w_2 P_1(\Gamma(i)) \quad (6)$$

式中:  $P_F(\Gamma(i))$ 为经过决策融合后,测试样本属于原始类别中第  $\Gamma(i)$  类目标的可能性;  $w_1$ 和  $w_2$ 为对应两个分类器的权值,根据多次试验确定  $w_1 = 0.3, w_2 = 0.7$ ,即 CNN 对于最终的融合结果具有更大的印象。

图 1 给出了文中基于分类器决策融合的红外图像目标识别流程,通过层次化利用 SRC 和 CNN 综合提升识别性能<sup>[17, 19]</sup>。特别地,文中采用 PCA 作为特征

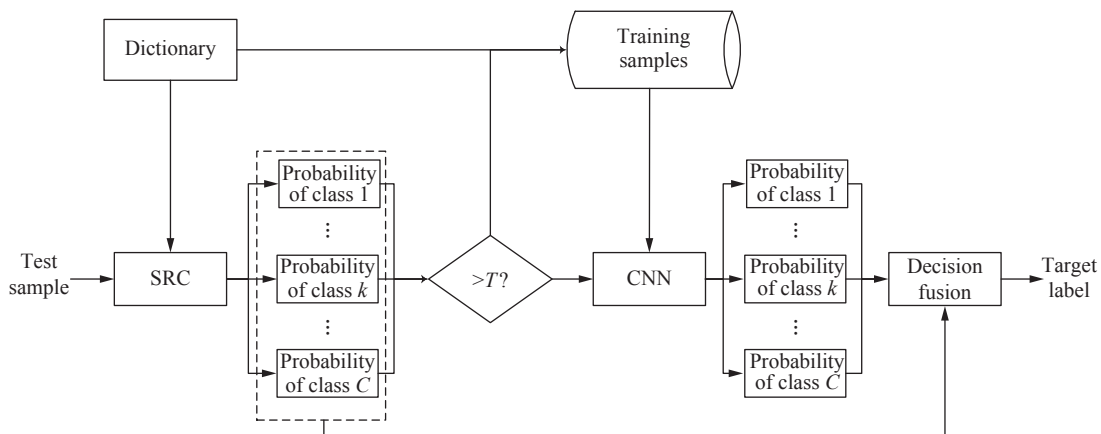


图 1 基于分类器决策融合的红外图像目标识别流程

Fig.1 Procedure of infrared image target recognition based on decision fusion of classifiers

提取算法对红外图像进行降维处理。在 SRC 决策阶段,若仅有一个类别的转换概率值高于门限,则直接判定目标识别结果,不再进行后续的 CNN 分类和决策融合,从而保证识别方法的整体效率。

### 3 实验及讨论

#### 3.1 实验数据

文中利用红外热像仪采集的车辆目标的红外图像作为基础样本,通过预处理获取目标区域切片,构建训练和测试集。图 2 所示为实验中涉及的五类目标,包括三轮车、摩托车、小货车、卡车和轿车。所有

图像样本经适当裁剪后具备同一尺寸。对于各类目标,选用 80 幅不同条件下获取的图像作为训练样本,50 幅目标图像作为测试样本。

实验过程中,为充分验证提出方法的性能,选用现有几类红外图像目标识别方法进行对比分析。具体对比算法包括参考文献 [11] 中基于 SRC 的方法;参考文献 [14] 中基于 CNN 的方法;参考文献 [16] 联合深度特征的方法(记为 JSRDeep)以及参考文献 [5] 中采用局部纹理特征的方法(记为 Texture)。其中, SRC 和 CNN 方法仅仅为文中方法的一部分,可通过结果对比直观反映文中分类器决策融合的实际效能。

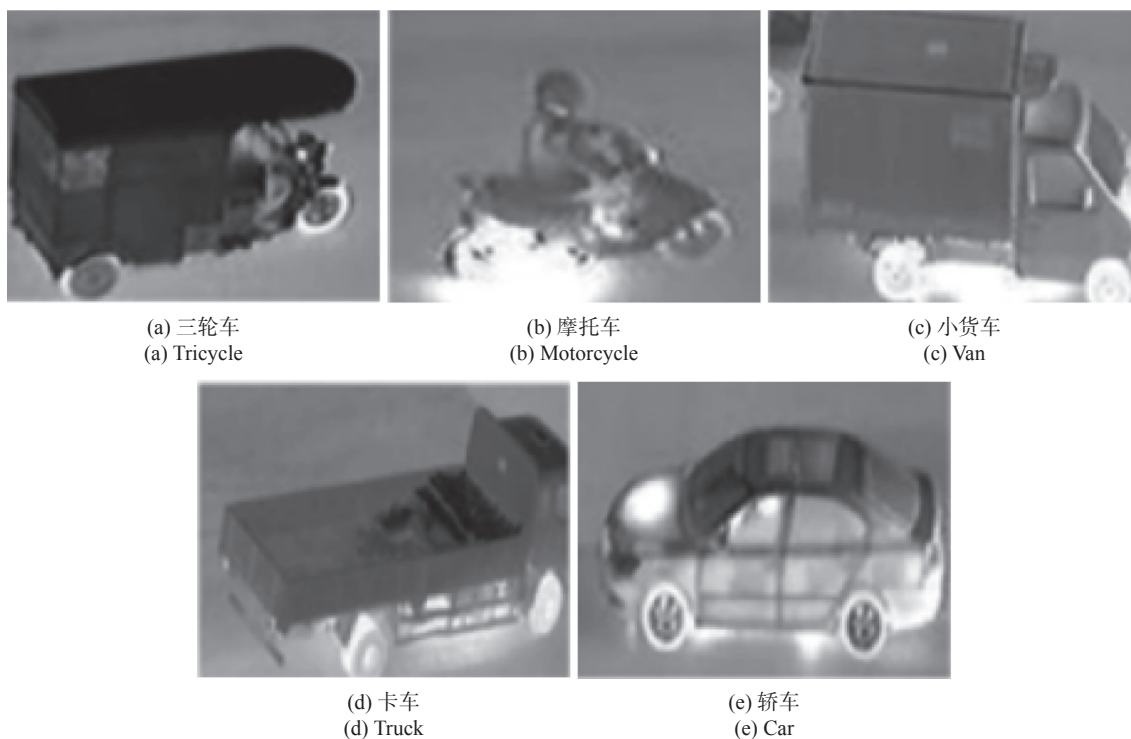


图 2 实验中使用目标的红外图像示意图

Fig.2 Illustration of infrared images of targets used in the experiments

#### 3.2 结果分析

##### 3.2.1 初步验证

首先在原始训练和测试样本的基础上对方法性能进行初步验证。如图 2 所示,原始样本的获取条件相对良好,图像中目标均为完整,且信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)较高,因此识别问题的难度相对较小。表 1 所示为文中方法对于五类目标测试样本的详细识别结果,其中 Tar1、Tar2、Tar3、Tar4 和 Tar5 依次对应图 2 中的五类目标。根据表 1 计算得出它们

表 1 文中所提方法对原始样本的识别结果

Tab.1 Recognition results of the proposed method on the original sample

Original samples	Recognition				
	Tar1	Tar2	Tar3	Tar4	Tar5
Tar1	48	1	1	0	0
Tar2	0	50	0	0	0
Tar3	0	1	48	0	1
Tar4	1	0	0	49	0
Tar5	0	0	1	0	49



对应的正确识别率分别为 96%、100%、96%、98%、98%，平均识别率为 97.6%。这一结果反映了提出方法对于红外目标识别的有效性。在相同的场景下，对 4 类对比方法进行了相同实验，得到 SRC、CNN、联合深度以及局部纹理特征的平均识别率分别为 95.8%、96.9%、97.2%、96.3%。对比可见，文中方法的识别性能优于几类对比方法，显示其性能优势。特别地，与 SRC 和 CNN 两类方法相比，文中正是对它们进行了联合运用和层次化的决策融合，进一步提升了识别性能，表明了文中决策融合算法的有效性。

### 3.2.2 噪声样本

噪声干扰是图像处理领域的一个常见问题，也是需要不断克服的难点问题。对于红外图像目标识别问题，当测试样本的信噪比远低于训练样本时，两者之中的目标特性将会存在较大的差异，导致训练得到的分类器性能下降。为在噪声干扰条件下进行文中方法的实验，首先按照参考文献 [19] 中的相关思路进行噪声测试集的构造。按照设定的信噪比进行噪声生成，并与原始红外图像进行混合处理，获得特定噪声水平的红外图像。在此条件下，文中对提出方法和 4 类对比方法进行分别测试，统计各类方法的平均识别率如图 3 所示。从总体趋势来看，噪声干扰对各类方法的性能均产生了较为显著的影响。对比信噪比为 10 dB 和 -10 dB 下的结果，都存在较大的差距。相比而言，文中方法的性能下降最为平缓，表明其受到噪声干扰的影响相对较小，显示其稳健性。文中通过

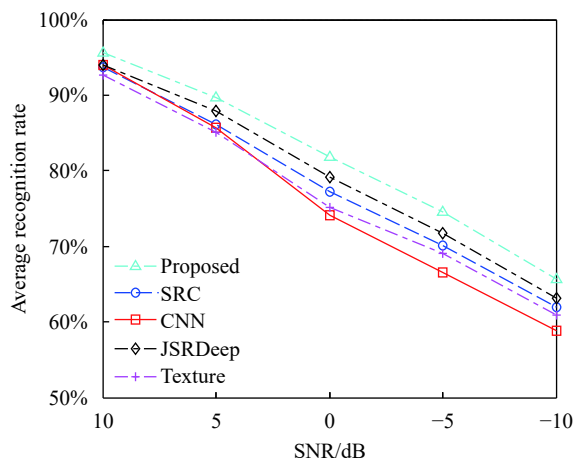


图 3 不同方法对噪声样本的平均识别率

Fig.3 Average recognition rates of different methods on the noisy samples

SRC 和 CNN 的有机融合，充分结合了两者的优势，对于噪声干扰的适应性得到了进一步的增强。

### 3.2.3 遮挡样本

原始测试样本中，目标都是完整存在的，因此可以通过目前的全面特性进行训练和分类。然而，图 2 中的车辆目标均可能发生部分遮挡，导致获取图像中的目标是不完整和部分缺失的。该实验中，首先基于原始样本进行遮挡样本的模拟。具体地，以完整目标的区域为参照，采用背景像素对其局部区域进行填充处理。根据填充区域的比例定义不同的遮挡程度。在获得遮挡测试集的条件下，对各类方法进行测试，统计它们的平均识别率如表 2 所示。随着遮挡水平的不断提升，各类方法的性能下降十分明显。在各个遮挡水平下进行横向比较，可以看出文中方法均可以保持最高的平均识别率，表明其稳健性。与噪声干扰的情况相近，文中通过结合 SRC 和 CNN 的优势，可以进一步提升识别方法对于遮挡样本的适应性。

表 2 不同方法对遮挡样本的平均识别率

Tab.2 Average recognition rates of different methods on the occluded samples

Method	Occlusion level				
	5%	10%	15%	20%	25%
Proposed	95.4	89.7	80.3	72.4	61.8
SRC	94.2	86.9	79.1	68.2	58.6
CNN	93.6	85.8	77.8	66.8	57.2
JSRDeep	94.4	87.9	79.2	70.3	60.2
Texture	93.5	86.4	78.1	67.2	58.1

## 4 结 论

针对红外图像目标识别问题，文中提出一种分类器决策融合的方法。选用 SRC 和 CNN 作为基础分类器，并且前者用于决策结果的预筛选。对于 SRC 分类不可靠的样本，采用 CNN 做进一步确认，并且其结果与 SRC 结果做线性融合处理，确保最终结果的可靠性。提出方法通过有效融合 SRC 和 CNN 的优点提升了红外目标识别的性能。实验中，采用五类车辆目标的红外实测图像进行性能测试。通过在原始测试集、噪声样本集以及遮挡样本集的条件下进行对比实验，结果反映了提出方法的优越性能。

## 参考文献:

- [1] Wang Y Y, Zhao Y H, Luo H B, et al. Dynamic range compression and detail enhancement of sea-surface infrared image [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2019, 48(1): 0126003. (in Chinese)
- [2] Wang H Q, Xu T F, Sun X L, et al. Infrared-visible video registration with matching motion trajectories of targets [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(6): 1533-1541. (in Chinese)
- [3] Qiao T Y, Cai L H, Li N, et al. Opposite target measurement based on infrared radiation characteristic system [J]. *Chinese Optics*, 2018, 11(5): 804-811. (in Chinese)
- [4] Su J, Yang L, Zhang Y Y. Infrared target recognition algorithm based on fragment matching and graph searching [J]. *Acta Armamentar II*, 2015, 36(5): 854-860. (in Chinese)
- [5] Xie Z H, Liu G D. Infrared face recognition based on co-occurrence histogram of multi-scale local binary patterns [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(1): 391-397. (in Chinese)
- [6] Zhao A G, Wang H L, Yang X G, et al. An affine invariant method of forward looking infra-red target recognition [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52: 071501. (in Chinese)
- [7] Du J, Gao J P, Shang Y J. Aircraft target identification based on infrared image and feature fusion [J]. *Electronics Optics & Control*, 2016, 23(8): 92-96. (in Chinese)
- [8] Wang S L, Yang F, Zhang Z W. Target recognition method based on infrared features and SIFT [J]. *Infrared Technology*, 2012, 34(9): 503-507. (in Chinese)
- [9] Wu C L, Hao Y P, Zhang L, et al. Infrared target recognition algorithm based on multi-feature fusion [J]. *Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance*, 2019, 39(3): 39-44. (in Chinese)
- [10] Zhang D, Zhang J S, Yao K M, et al. Infrared ship-target recognition based on SVM classification [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(1): 0104004. (in Chinese)
- [11] Su J, Yang L, Zhang Y Y, et al. An infrared target recognition method based on kernel sparse coding [J]. *Infrared Technology*, 2016, 38(3): 230-235. (in Chinese)
- [12] Du J, Gao J P. Research and application of an improved PSO-BP algorithm in infrared targets [J]. *Fire Control & Command Control*, 2020, 45(6): 62-66. (in Chinese)
- [13] Huang L H, Cao L H, Li N, et al. A state perception method for infrared dim and small targets with deep learning [J]. *Chinese Optics*, 2020, 13(3): 527-536. (in Chinese)
- [14] D'acremont A, Fablet R, Baussard A, et al. CNN-based target recognition and identification for infrared imaging in defense systems [J]. *Sensors*, 2019, 19: 2040.
- [15] Xu L X, Liu G, Liu S, et al. Research on infrared target recognition based on improved convolution neural network [J]. *Fire Control & Command Control*, 2020, 45(8): 136-141. (in Chinese)
- [16] Shi G J. Target recognition method of infrared imagery via joint representation of deep features [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(3): 20200399. (in Chinese)
- [17] Wu T B, Xia J B, Huang Y. Target recognition method of SAR images based on cascade decision fusion of SVM and SRC [J]. *Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science)*, 2020, 39(4): 118-124. (in Chinese)
- [18] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(2): 210-227.
- [19] Ding B, Wen G, Ma C, et al. An efficient and robust framework for SAR target recognition by hierarchically fusing global and local features [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(12): 5983-5995.