

结合多特征融合和极限学习机的红外图像目标分类方法

王鹏翔, 张兆基, 杨 怀

(西藏民族大学信息工程学院, 陕西 咸阳 712082)

摘要: 针对红外图像目标分类问题, 提出了结合多特征融合和极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 的方法。采用主成分分析 (principal component analysis, PCA)、局部二值模式 (local binary pattern, LBP) 以及尺度不变特征变换 (scale-invariant feature transform, SIFT) 三类特征分别描述红外图像中目标的像素分布、局部纹理以及特征点信息。三类特征从不同侧面反映红外图像目标特性, 因此具有互为补充的优势。在此基础上, 基于多重集典型相关分析 (multiset canonical correlations analysis, MCCA) 对三类特征进行融合处理, 获得统一的特征矢量。融合后的特征不仅继承了原始三类特征的鉴别特性, 还有效去除了冗余信息。分类过程中, 采用极限学习机作为基础分类器对融合特征矢量进行分类。极限学习机具有参数少、效率高、精度高和稳健性强等显著特点, 有利于提高红外目标分类的整体性能。因此, 所提出的方法通过结合多特征和极限学习机的优势综合提升了目标识别性能。在实验过程中, 采用四类飞机目标的红外图像对所提出方法进行了性能测试。根据与现有几类方法的对比, 实验结果证明了提出方法的性能优势。

关键词: 红外图像; 目标分类; 多特征融合; 极限学习机

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA20210597

Target classification method in infrared images via combination of multi-feature fusion and extreme learning machine

Wang Pengxiang, Zhang Zhaoji, Yang Huai

(School of Information Engineering, Xizang Minzu University, Xianyang 712082, China)

Abstract: For the problem of infrared image target classification, a method combining multi-feature fusion and extreme learning machine (ELM) was proposed. Three types of features, i.e., principal component analysis (PCA), local binary pattern (LBP) and scale-invariant feature transform (SIFT) were used to describe the pixel distribution, local texture and feature point information of the target in the infrared image. The three types of features reflected the characteristics of infrared image targets from different aspects, so they had complementary advantages. Afterwards, the three types of features were fused based on multiset canonical correlations analysis (MCCA) to obtain a unified feature vector. The fused features not only inherited the distinguishing characteristics of the original three types of features, but also effectively removed redundant information. In the classification process, The ELM was used as a basic classifier to classify the fused feature vector. ELM had the obvious characteristics of few parameters, high efficiency, high precision and strong robustness, so it was helpful to improve the overall performance of infrared target classification. Therefore, the proposed method comprehensively improved the target recognition performance by combining the advantages of multiple features

收稿日期: 2021-08-24; 修订日期: 2021-09-20

基金项目: 西藏民族大学科研项目 (21MDX01)

作者简介: 王鹏翔, 男, 讲师, 硕士, 主要从事信息融合、模式识别、神经网络方面的研究。

and ELM. During the experiment, the infrared images of four types of aircraft targets were used to test the performance of the proposed method. According to the comparison with several existing methods, the experimental results prove the performance advantages of the proposed method.

Key words: infrared imagery; target classification; multi-feature fusion; extreme learning machine

0 引言

红外图像可以直观获取目标的热源分布, 据此实现对目标的分析和处理。基于红外图像的目标分类在军民领域都有着十分广泛的运用^[1-3]。与传统图像模式识别方法相近, 红外目标分类问题一般区分两个关键阶段, 即特征提取和分类决策。特征提取旨在获取提取冗余后的目标特性表征量。根据现有参考文献 [4-9], 应用于红外图像目标分类的特征包括目标轮廓、主成分分析 (principal component analysis, PCA)、局部二值模式 (local binary pattern, LBP)、尺度不变特征变换 (scale-invariant feature transform, SIFT)、定向梯度直方图 (histogram of oriented gradients, HOG)、加速鲁棒特征 (speed up robust features, SURF) 等。这些特征可以反映红外图像中目标的几何外形、灰度分布、局部问题、关键点等, 以区分不同类别的目标。分类决策阶段, 现有红外图像分类方法一般采用传统成熟分类器^[10-12], 如支持向量机 (support vector machine, SVM)、稀疏表示分类 (sparse representation-based classification, SRC)、神经网络 (neural network, NN) 等。近年来, 以卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 为代表的深度学习模型成为图像处理领域的主流, 也在红外图像目标分类中得到广泛应用^[13-16]。

文中针对红外图像目标分类问题, 提出结合多特征融合和极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 的方法。分别采用 PCA、LBP 和 SIFT 对原始红外图像进行特征提取, 获得相应的特征矢量。从三类特征的原理可以看出, 三者描述目标特性方面具有良好的互补性。为进一步抽取三者的鉴别力, 建设特征冗余, 文中采用多重集典型相关分析 (multiset canonical correlations analysis, MCCA)^[17-18] 对三类特征进行融合分析, 获得单一的特征矢量。MCCA 作为一种多源数据分析算法, 通过概率意义的最优估计获取不同数据源的降维空间, 确保最终融合结果的有效性。分类过程中, 采用 ELM 作为基础分类。ELM 相比传统分

类器具有调节参数少、训练效率高、分类精度高等优点^[19-21], 能够保证分类结果的可靠性。实验中, 文中基于四类飞机目标的红外图像数据对提出方法进行验证。经过与现有几类方法的对比可以发现, 提出方法对于红外目标分类问题具有更强的有效性和稳健性。

1 多特征融合

1.1 多特征选择

多特征融合是模式识别中的一种经典方法, 可以通过综合不同类别特征的优势提高识别的稳健性。针对红外图像目标分类问题, 文中选用 PCA、LBP 以及 SIFT 对目标相关特性进行综合描述。PCA 特征基于红外图像的像素分布获取, 能够利用低维度的特征矢量描述整体红外图像的分布规律。LBP 作为一种局部描述子, 能够有效反映目标的局部纹理特性。SIFT 作为一种经典的点特征, 具有尺度不变性, 并且与红外图像中目标的局部结构关联。为此, 上述三类特征在描述红外图像中目标特性方面具有良好的互补性。它们共同使用可为后续的分类决策提供更为充分的信息, 有利于提高目标分类性能。

1.2 基于 MCCA 的特征融合

MCCA^[17-18] 作为传统典型相关分析 (canonical correlation analysis, CCA) 的改进形式, 能够对多个高斯分布随机变量进行分析处理。假设有 n 个随机变量, 记为 X_1, X_2, \dots, X_n , 各个随机变量对应的维度分别为 $m_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 并且 m_1 为最小。对每个随机变量进行去均值处理后, 可利用 MCCA 进行分析, 其准则函数描述如下:

$$J_{MCCA}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i^T S_{ij} \alpha_j}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \alpha_i^T S_{ii} \alpha_i}} \quad (1)$$

式中: $S_{ij} = E(X_i X_j^T)$, 表示 X_i 与 X_j 的互协方差矩阵。上述函数按照公式 (2) 进行最大化:

$$\begin{aligned} & \max_{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i^T S_{ij} \alpha_j \\ & s.t. \sum_{i=1}^n \alpha_i^T S_{ii} \alpha_i = 1 \end{aligned} \quad (2)$$

采用 Lagrange 乘子法对上述优化问题进行求解, 转化为如下形式:

$$\begin{pmatrix} S_{11} & \dots & S_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{n1} & \dots & S_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda_1 S_{11} & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \lambda_n S_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{pmatrix} \quad (3)$$

对公式 (3) 进行求解可得变换矩阵 $A = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]^T$, 其中:

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= [\alpha_{11}, \alpha_{12}, \dots, \alpha_{1m_1}]_{m_1 \times m_1} \\ \alpha_2 &= [\alpha_{21}, \alpha_{22}, \dots, \alpha_{2m_1}]_{m_2 \times m_1} \\ &\vdots \\ \alpha_n &= [\alpha_{n1}, \alpha_{n2}, \dots, \alpha_{nm_1}]_{m_n \times m_1} \end{aligned} \quad (4)$$

公式 (4) 包含了不同随机变量 X_i 的最优投影方向。在此基础上, 可以对多个随机变量 (即多源数据) 进行融合处理, 获得统一的表示形式:

$$Z = \alpha_1^T X_1 + \alpha_2^T X_2 + \dots + \alpha_n^T X_n \quad (5)$$

文中采用 MCCA 对红外图像中提取的 PCA、LBP 以及 SIFT 特征进行融合分析, 据此构造单一的特征矢量。融合后的特征矢量不仅继承了三类原始特征的鉴别信息, 还能高效去除它们中存在的冗余成分。因此, 融合后的特征矢量有利于提升后续分类决策的精度和效率。

2 基于 ELM 的分类决策

ELM 作为一种的新的分类机制, 在图像识别问题中得到了广泛运用^[19-21]。假设有 N 个训练样本, 记为 $(x_j, t_j), j = 1, 2, \dots, N$ 。每一个训练样本中, $x_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jm})^T \in R^m$ 为样本特征矢量, $t_j = (t_{j1}, t_{j2}, \dots, t_{jn})^T \in R^n$ 对应 x_j 的期望输出。假设有 L 为隐藏层单元数目, ELM 模型描述如下^[19-21]:

$$\sum_{i=1}^L g(w_i \cdot x_j + b_i) \beta_i = o_j, j = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

式中: $g(x)$ 为激活函数; o_j 为 x_j 的实际输出; $w_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im})^T$ 和 $\beta_i = (\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{in})^T$ 对应不同输入输出单元之间的权值向量; b_i 表示第 i 个隐单元的偏置值; $w_i \cdot x_j$ 表示计算 w_i 与 x_j 两者的内积。ELM 旨在最小

化期望与实际输出之间差异。存在 w_i, b_i, β_i 使得下式成立:

$$\sum_{i=1}^L g(w_i \cdot x_j + b_i) \beta_i = t_j, j = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

通过矩阵形式对公式 (3) 进行变换, 获得:

$$H\beta = T \quad (8)$$

H, β, T 分别构造如下:

$$H = \begin{bmatrix} g(w_1 \cdot x_1 + b_1) & \dots & g(w_L \cdot x_1 + b_L) \\ \vdots & & \vdots \\ g(w_1 \cdot x_N + b_1) & \dots & g(w_L \cdot x_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L}$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \beta_2^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times N}, T = \begin{bmatrix} t_1^T \\ t_2^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{bmatrix}_{N \times N} \quad (9)$$

具体训练过程中, 在初始化向量 w_i 和偏置 b 的条件下, 矩阵 H 可相应确定。然后, 通过最小二乘解算法进行网络训练, 求得矩阵 $\beta = H^+ T$ 。

根据现有文献, ELM 在图像识别问题中已经得到应用和验证, 并且对噪声干扰、遮挡等复杂条件具有一定的适应性。为此, 文中选用 ELM 作为基础分类器对融合后的特征矢量进行分类。

根据上述特征提取和分类器的思路, 文中提出的红外目标分类方法的基本流程如图 1 所示, 可划分为特征提取、特征融合和分类决策三个阶段。首先, 分别获取目标红外图像的 PCA、LBP 和 SIFT 三类特征。在此基础上, 基于设计的 MCCA 对三者的特征矢量进行融合处理, 获得单一特征矢量。最终, 采用训练样本对 ELM 分类器进行训练, 并用于未知样本的类别确认。

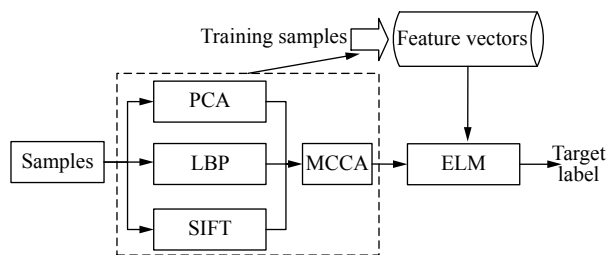


图 1 结合多特征融合和 ELM 的红外目标分类流程

Fig.1 Procedure of infrared image target classification via combination of multi-feature fusion and ELM

3 实验及讨论

3.1 实验数据

采用飞机目标红外图像作为样本对提出方法进行

测试, 四类目标的图像如图 2 所示。对于每一类目标, 选用其 120 幅红外图像作为训练样本, 100 幅图像作为测试样本。



图 2 四类飞机目标示意图

Fig.2 Illustration of four kinds of aircraft targets

实验中, 利用现有文献中的几类方法与提出方法进行对比。具体包括参考文献 [6] 中基于 LBP 的方法, 参考文献 [9] 中基于 SIFT 的方法, 以及参考文献 [15] 中基于 CNN 的方法。后续实验中, 首先基于原始样本对几类方法进行测试, 然后对原始样本进行噪声添加处理, 测试不同方法在模拟噪声干扰条件下的分类性能。

3.2 结果分析

3.2.1 原始样本

按照上述实验设置, 对四类飞机目标的原始测试样本进行分类, 据此得出文中方法的分类结果如图 3 所示。图中, 横坐标表示测试样本的类别, 纵坐标表示对应的正确分类样本数目。因此, 通过对角线元素可直观地看出不同飞机目标正确识别的样本数, 从而计算得到它们对应的正确分类精度分别为 98%、

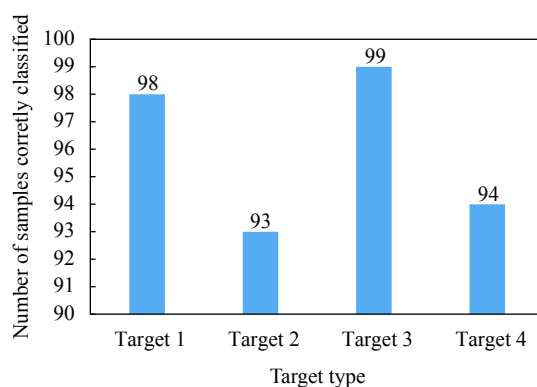


图 3 所提方法对四类目标原始样本的识别结果

Fig.3 Recognition results of the proposed method on the original samples of the four targets

93%、99% 和 94%。可以发现, 第二类和第四类目标的正确识别精度相对较低, 主要因为两者的外形相似度较高 (从图 2 可以看出), 导致两个类别之间出现了

更为严重误分类。通过测试几类对比方法,获得 LBP、SIFT 和 CNN 方法的平均分类精度分别为 94.6%、95.1% 和 95.6%,文中方法以 96% 的结果优于三类对比方法,反映了其在当前场景下的有效性。与 LBP 和 SIFT 两类采用单一特征的方法相比,提出方法通过有效融合 PCA、LBP 和 SIFT 三类特征,并采用 ELM 进行决策,较大幅度提升了最终的分类精度。CNN 方法在当前条件下的性能仅次于提出方法,表明其较强的分类性能。

3.2.2 噪声样本

目标红外图像获取过程中不可避免地受到各类噪声的干扰,导致图像质量的降低。因此,有必要在受到噪声影响条件下对红外目标分类方法的分类性能进行进一步测试和验证。文中在原始测试样本的基础上,通过白噪声添加的方式获取不同信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 条件下的测试样本。具体地,以原始测试图像的能量为参照,根据预设的 SNR 计算需要添加的噪声方差,最后将原始样本与噪声混合,即可获得对应噪声水平的测试样本。利用不同方法对不同 SNR 条件下的测试集进行目标分类,获得如表 1 所示的结果。根据表 1 可以得出如下结论:一是噪声干扰对红外图像目标分类性能有着较为显著的影响,各类方法的平均分类精度均随着 SNR 的降低而出现降低;二是提出方法可在不同 SNR 条件下保持最高分类精度,反映其噪声稳健性。与 LBP、SIFT 采用单一特征的方法相比,提出方法通过融合三类特征并采用 ELM 分类提出了噪声稳健性。CNN 方法在低 SNR 条件下性能降低十分显著,主要因为训练样本 (SNR 较高) 对于测试样本的描述能力出现下降。

表 1 噪声干扰条件下的性能对比

Tab.1 Performance comparison under noise corruption

Method	SNR/dB				
	8	4	0	-4	-8
Proposed	94.8	88.7	79.3	70.4	59.8
LBP	93.2	85.2	77.6	67.5	57.3
SIFT	93.4	85.9	78.2	68.2	58.0
CNN	93.9	87.2	78.7	69.0	58.4

4 结 论

文中提出结合多特征融合和 ELM 的红外图像目标分类方法,特征提取阶段分别获取红外目标图像的 PCA、LBP 和 SIFT 特征,描述不同特性。在此基础上,利用 MCCA 对三类特征进行融合分析,去除冗余信息,保留相关信息,获取融合后的特征矢量。分类过程以 ELM 为基础,实现对测试样本特征矢量的鉴别和类别确认。实验采用四类飞机目标的红外图像作为训练和测试样本,分别基于原始样本和噪声样本开展对比分析。实验结果表明,文中方法相比现有几类方法具有更强的有效性和稳健性。

参考文献:

- [1] Wang Yuanyuan, Zhao Yaohong, Luo Haibo, 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 Hongqing, Xu Tingfa, Sun Xinglong, 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 Tieying, Cai Lihua, Li Ning, et al. Opposite target measurement based on infrared radiation characteristic system [J]. *Chinese Optics*, 2018, 11(5): 804-811. (in Chinese)
- [4] Wu Cailian, Hao Yongping, Zhang Le, 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)
- [5] Su Juan, Yang Luo, Zhang Yangyang. Infrared target recognition algorithm based on fragment matching and graph searching [J]. *Acta Armamentarii*, 2015, 36(5): 854-860. (in Chinese)
- [6] Xie Zhihua, Liu Guodong. 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)
- [7] Zhao Aigang, Wang Hongli, Yang Xiaogang, et al. An affine invariant method of forward looking infrared target recognition [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(7): 071501. (in Chinese)
- [8] Li Ping, Zhang Bo, Shang Yijun. Aircraft target identification based on infrared image and feature fusion [J]. *Electronics*

- Optics & Control*, 2016, 23(8): 92-96. (in Chinese)
- [9] Wang Shiliang, Yang Fan, Zhang Zhiwei. Target recognition method based on infrared features and SIFT [J]. *Infrared Technology*, 2012, 34(9): 503-507. (in Chinese)
- [10] Zhang Difei, Zhang Jinsuo, Yao Keming, et al. Infrared ship-target recognition based on SVM classification [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(1): 0104004. (in Chinese)
- [11] Yang Chunwei, Wang Shicheng, Liao Shouyi. An infrared target recognition method based on kernel sparse coding [J]. *Infrared Technology*, 2016, 38(3): 230-235. (in Chinese)
- [12] Du Jun, Gao Jiuping. 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 Lehong, Cao Lihua, Li Ning, 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 Laixiang, Liu Gang, Liu Sen, 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 Guojun. Target recognition method of infrared imagery via joint representation of deep features [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(3): 20200399. (in Chinese)
- [17] Peng J L, Li Q, El-latif A A, et al. Linear discriminant multi-set canonical correlations analysis (LDMCCA): An efficient approach for feature fusion of finger biometrics [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2015, 74(13): 4469-4486.
- [18] Qiu Aikun, Zhu Jiagang. Multi-set canonical correlations analysis based on ensemble learning [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2017, 53(6): 162-169. (in Chinese)
- [19] Wang Peng, Zhang Xiaomin, Bai Yanping. Classification and recognition of SAR image based on CNN-ELM [J]. *Mathematics in Practice and Theory*, 2018, 48(23): 75-80. (in Chinese)
- [20] Liu Zhichao, Qu Baida. An SAR target classification method based on BM3D denoising and extreme learning machine [J]. *Electronics Optics & Control*, 2021, 28(6): 29-32. (in Chinese)
- [21] Zhang Jianming, Liu Yangchun, Wu Honglin. Face recognition algorithm based on extreme learning machine and subspace pursuit [J]. *Computer Engineering*, 2016, 42(1): 168-173. (in Chinese)