

文章编号: 1672-8785(2024)04-0007-06

基于多波段特征融合模板匹配的目标识别方法

徐 晴 梁金金 张玉山 李云飞 刘 伟

(上海卫星工程研究所, 上海 201109)

摘 要: 为了满足天基系统对红外探测目标的高精度识别需求, 提出了一种基于多波段特征融合模板匹配的目标识别方法。首先阐述分析了目标多维特征要素以及分类手段。结合目标运动特征、多波段下目标光谱特征以及红外辐射变化等特征实现了特征融合处理, 并基于区域特征变化, 采用动态规整模板匹配算法完成了目标识别。最后结合合作目标的红外辐射强度序列数据对参数进行了训练调整。分析结果表明, 本文建立的识别方法能够较好地实现目标型号识别, 性能优于传统的动态规整匹配算法。

关键词: 目标识别; 多维特征; 动态规整; 区域特征

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2024.04.002

A Target Recognition Method Based on Multi-Band Feature Fusion Template Matching

XU Qing, LIANG Jin-jin, ZHANG Yu-shan, LI Yun-fei, LIU Wei

(Shanghai Institute of Satellite Engineering, Shanghai 201109, China)

Abstract: In order to meet the requirement of high-precision target recognition for space-based systems, a target recognition method based on multi-band feature fusion template matching is proposed. In this paper, the multi-dimensional feature elements and classification methods of the target are firstly described and analyzed. Feature fusion processing is achieved by combining the features of the target motion, the target spectral features in multi-band and the changes of infrared radiation. Based on the changes of regional features, the dynamic wrapping template matching algorithm is adopted to complete the target identification. Finally, the parameters are trained and adjusted by combining the infrared radiation intensity sequence data of the cooperative target. The analysis results show that the proposed recognition method can realize the target model recognition well, and its performance is better than the traditional dynamic wrapping matching algorithm.

Key words: target recognition; multidimensional feature; dynamic wrapping; regional feature

收稿日期: 2023-11-05

作者简介: 徐晴(1992-), 女, 福建莆田人, 工程师, 主要研究方向为红外图像处理与识别。

E-mail: qqqw2012@126.com

0 引言

由于探测距离远、空间分辨率有限,空间目标在探测成像中以弱小目标形式表现,缺少目标辐射空间分布等信息。通过目标检测获得目标总辐射强度随时间序列变化的辐射特性是实现目标分类识别的实际可行的方法^[1]。由于红外目标受目标飞行时序、燃料成分以及周边大气环境作用等因素的影响,并且在不同探测波段下大气吸收窗口对目标辐射作用不同,对于同一红外目标,不同季节、不同探测角度下天基系统探测到的辐射特性不同,造成一物多谱的现象。因此,采用单一的目标匹配识别方法正确率较低^[2]。

空间目标识别是一个由粗到精、逐步细化的动态过程。赵本东在目标粗分类的基础上,提出基于稀疏调制卷积神经网络的时间序列分类来完成精分类^[3]。智喜洋等人提出了多特征融合的局部识别方法^[4],识别的目标是通过特征融合的构型分形聚类模型。单维度的目标识别特征无法有效保证识别正确率。吴东娅基于神经网络,利用目标红外辐射序列进行目标识别研究^[5]。在红外辐射序列过短或者过长时,常规神经网络由于梯度消失和爆炸问题而存在不收敛的情况。

本文提出多波段特征融合模板匹配的目标识别方法。首先,结合每个目标飞行时序、运动特性以及在多波段的特征分布进行粗分类。然后通过结合加权神经网络模板训练和区域特征动态时间规整(Dynamic Time Wrapping, DTW)算法

完成对目标类型的精分类,进一步提高目标识别正确性。

1 多特征融合识别模型

在红外远距离目标识别过程中,由于识别场景复杂、识别特征微弱,仅依靠单一特征难以完成目标识别。在目标识别过程中,分类器的分类规则固然重要,但若所基于的目标特征未包含足够反映目标属性的特征,则目标识别就会无效^[6-7]。本文提出的目标多特征融合识别模型包括多特征提取模型和辐射序列模板匹配(见图1)。其中,多特征提取模型包括目标运动特征、谱特征提取;辐射序列模板匹配包括动态规整模板匹配模型以及模板训练模型。

1.1 目标运动特征

目标运动特征包括目标发射位置、空间三维轨迹、速度变化特征以及关机点特征量。目标起飞到一定高度后被天基探测系统捕获。通过像面上目标初始像元坐标反演获得发射点位置。任意时刻下的目标运动方程为

$$\begin{aligned} \frac{dX}{dt} &= V_x \\ \frac{dY}{dt} &= V_y \\ \frac{dZ}{dt} &= V_z \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \frac{dV_x}{dt} &= -\frac{\mu_e}{p^3} \left(1 + \frac{c_e}{p^2} \left(1 - 5 \left(\frac{Z}{p} \right)^2 \right) \right) X \\ \frac{dV_y}{dt} &= -\frac{\mu_e}{p^3} \left(1 + \frac{c_e}{p^2} \left(1 - 5 \left(\frac{Z}{p} \right)^2 \right) \right) Y \\ \frac{dV_z}{dt} &= -\frac{\mu_e}{p^3} \left(1 + \frac{c_e}{p^2} \left(1 - 5 \left(\frac{Z}{p} \right)^2 \right) \right) Z \end{aligned}$$

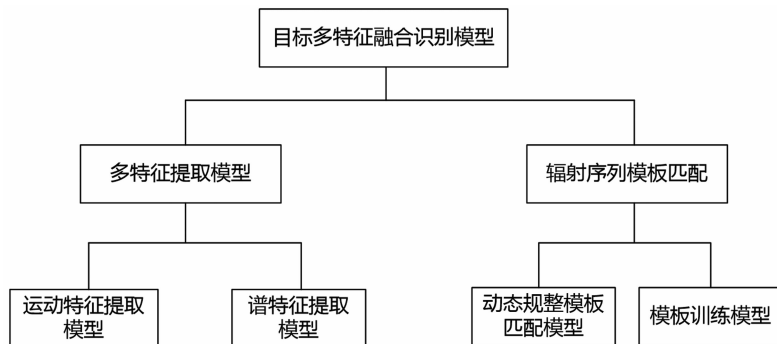


图1 目标多特征融合识别模型

式中, $c_e = 3J_2 r^2 / 2$, $p = \sqrt{(X^2 + Y^2 + Z^2)}$, μ_e 为地球引力常数, J_2 为地球引力场二阶带谐系数。[X Y Z V_X V_Y V_Z] 为目标的位置和速度状态矢量。天基探测系统对同一目标的多星观测可实现多星融合。将用双星视线交叉法得到的粗定轨数据作为扩展卡尔曼滤波的初始状态估计值, 进而计算目标空间三维弹道参数(包括位置、速度以及射向等); 利用目标飞行特征识别目标飞行距离等信息, 缩小目标型号范围^[8]。

1.2 谱分布特征

目前天基探测系统一般采用多波段探测体制, 不同波段下探测吸收率不同。由于发动机表面材料等因素, 不同类型目标的辐射谱分布不同^[8]。在红外多波段探测体制下, 双波段比色测温法是估计点目标温度的有效方法。视大气层外点目标为灰体, 目标估计温度值为

$$T(\lambda_i, \lambda_j) = \frac{\frac{c_2}{\lambda_j} - \frac{c_2}{\lambda_i}}{\ln \frac{I(\lambda_i, T)}{I(\lambda_j, T)} - 5 \ln \frac{\lambda_j}{\lambda_i}} \quad (2)$$

式中, c_2 为普朗克常数, $I(\lambda_i, T)$ 是目标温度 T 在谱段 λ_i 产生的辐射强度, $I(\lambda_j, T)$ 是目标温度 T 在谱段 λ_j 产生的辐射强度。

根据估计的目标温度, 目标的有效辐射面积 $\epsilon(\lambda_i, T)$ 为

$$\epsilon(\lambda_i, T) A_p = \frac{\pi I(\lambda_i, T)}{\tau_a(\lambda_i) M(\lambda_i, T) \Delta \lambda_i} \quad (3)$$

式中, A_p 为目标在观测方向上的投影面积, $M(\lambda_i, T) \approx c_1 (e^{c_2/\lambda T} - 1) / \lambda^5$, $\tau_a(\lambda_i)$ 为谱段 λ_i 对应的发射率。目标表面光辐射最大能量处波长由物体表面材料的发射率和温度决定。因此, 可通过光谱辐射的谱分布特征鉴别不同类型目标^[9]。

多特征融合识别流程如图 2 所示。具体步骤如下:

(1) 输入天基观测的目标辐射序列。

(2) 在此基础上提取目标的运动特征和光谱特征。各特征对应的权重分别为 ω_1 和 ω_2 。

(3) 按照特征融合函数 $f(M, \omega) = \sum_{i=1}^2 \omega_i M_i$ 进行目标粗分类, 缩小目标匹配模板范围。其中, M_i 为两类特征(运动、光谱)。

(4) 根据匹配算法完成目标精分类。置信度最高的目标类型即为识别结果。

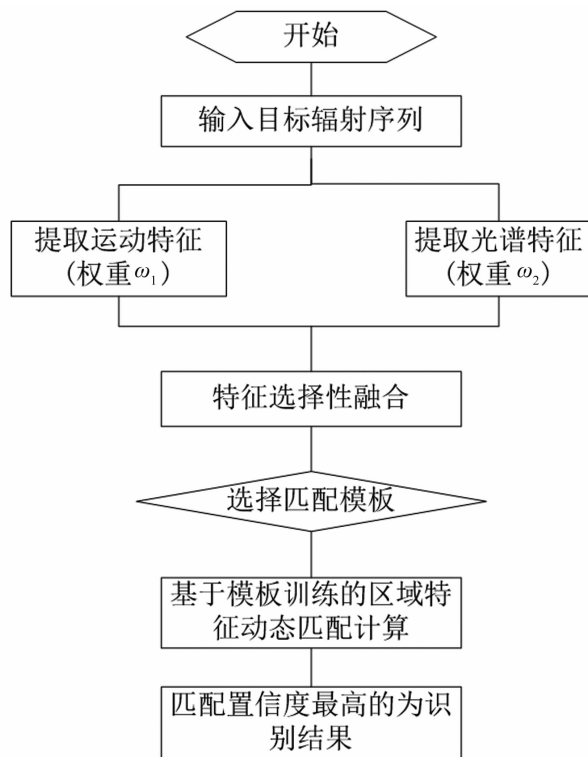


图 2 特征融合模板匹配识别流程

2 基于模板训练的区域特征 DTW 算法

2.1 加权循环神经网络

受飞行时序及周边大气环境等因素的影响, 同一目标在不同季节、不同探测角度下的辐射特性不同。所以目标特性模板不能一成不变, 需结合同一目标多次飞行事件训练得出。本文结合循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN), 利用独立神经元结构扩展 RNN 的长度和深度, 对目标辐射强度序列具有延时记忆能力, 将当前时刻之前的所有历史网络输出值结合随机加权矩阵增加到网络输入部分, 使得同一目标的模板具有一定的容错能力^[10]。改进型加权神经网络的计算模型如下:

$$\begin{aligned}
x'_t &= \sigma\left(x_t + \beta \sum_{i=1}^{t-1} W_i y_i\right) \\
p_t &= W^{HI} \cdot x'_t + W^{HH} \cdot h_{t-1} + B^H \\
h_t &= f_h(p_t) \\
q_t &= W^{OH} \cdot h_t + B^O \\
y_t &= f_o(q_t)
\end{aligned} \quad (4)$$

式中, I 、 H 、 O 为输入层、隐含层和输出层的节点数, p_t 和 h_t 为 t 时刻隐含层的输入和输出, q_t 和 y_t 为 t 时刻输出层的输入和输出, W^{HI} 、 W^{HH} 、 W^{OH} 分别为网络层间的权值矩阵, B^H 和 B^O 分别为隐含层和输出层的偏置参数, w_i 为随机权值矩阵, $f_h(\cdot)$ 和 $f_o(\cdot)$ 分别为隐含层和输出层的激活函数。

考虑到天基传感器对目标观测时可能被遮掩, 导致目标红外辐射序列存在数据缺失的情况。模板在不同时刻的数据训练程度不同, 因此对模板不同时间段进行区域损失函数计算, 用于衡量该区域模板的置信度:

$$J(t) = 1 - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{t=t_1}^{t_2} L(y_t^{(n)}, d_t^{(n)}) \quad (5)$$

式中, N 为训练样本数, $L(y_t^{(n)}, d_t^{(n)})$ 为损失函数, $d_t^{(n)}$ 为 0~1 二值编码的输出值, 则 $J(t)$ 为在 $[t_1, t_2]$ 区间内量化的模板置信度。

2.2 区域特征 DTW 算法

动态时间规整算法基于动态规划的思想, 解决同一目标数据时间序列长短不一的模板匹配问题(见图 3)。考虑到同一目标的模板序列和待测试序列长度不同且具有一定的随机性, 使用传统欧几里得距离无法有效求出两个时间

序列之间的距离, 需要将其中一个序列在时间轴上进行扭曲来达到两序列对齐的目的。基于 DTW 算法重新进行模板序列和测试序列匹配规整后可以避免该缺陷^[11]。

假定模板序列 $R = [r_1, r_2, r_3, \dots, r_m, \dots, r_M]$, m 为参考模板的时序标号, M 为参考模板所包含的序列总数, r_m 为第 m 个序列的特征值; 假定测试序列 $T = [t_1, t_2, t_3, \dots, t_n, \dots, t_N]$, n 为测试序列的时序标号, N 为测试序列所包含的序列总数, t_n 为第 n 个序列的特征值。

构造一个 $n \times m$ 矩阵, 每一个矩阵元素 (i, j) 表示点 t_i 和 r_j 对齐, 归纳为寻找一条通过此网格中若干点的路径 W :

$$W = w_1, w_2, \dots, w_k, \dots$$

$$w_k \max(m, n) \leq K \leq m + n - 1 \quad (6)$$

式中, W 上的第 k 个元素定义为 $w_k = (i, j)_k$, 路径 W 通过的各点就是两个序列对齐的点。规整的最小路径为

$$DTW(T, R) = \min \left(\sqrt{\sum_{k=1}^K w_k / K} \right) \quad (7)$$

为了计算模板序列 T 和测试序列 R 的累积欧氏距离, 定义 t_i 和 r_j 两点之间的距离为 $d(i, j)$, T 到 R 的累积欧氏距离为 $D(n, m)$ 。累积距离为当前序列点 t_i 、 r_j 之间的欧氏距离与最小邻近元素的累积距离之和:

$$\begin{aligned}
D(i, j) &= \min\{D(i, j-1), \\
&D(i-1, j), D(i-1, j-1)\} + d(i, j) \quad (8)
\end{aligned}$$

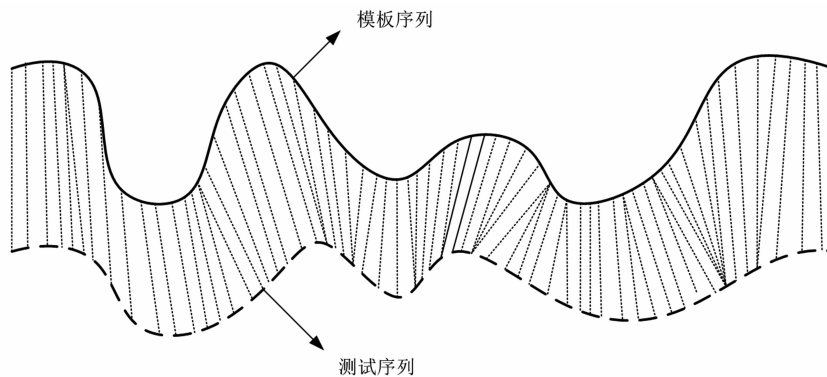


图 3 模板序列和待测试序列及其规整路径

累积距离 $D(n, m)$ 的最小序列即为相似度最高的序列。

在同一目标的不同辐射序列中, 由于不同观测视角下目标起飞时刻以及结束时刻均存在一定差异, 采用传统的 DTW 算法进行累积距离 $D(n, m)$ 的匹配会存在错位匹配的缺陷。本文提出了基于加权 RNN 区域特征的 DTW 算法 (加权 RNN-area-DTW), 改进如下: 以目标辐射序列峰值进行序列对齐, 采用滑窗思想, 同时剔除目标起飞时刻和结束时刻的辐射数据, 根据加权 RNN 对区域模板计算的置信度 J 来对目标分块进行 DTW 匹配。最终累积距离为

$$D(n, m) = \frac{\sum_{a_1}^n (J(a_1, b_1) \cdot \sum_{\substack{i=b_1, j=b_2 \\ i=a_1, j=a_2}}^n D(i, j))}{\sum_{a_1}^n J(a_1, b_1)} \quad (9)$$

式中, a_1 、 b_1 为 $[t_1, t_2]$ 区间内模板序列 R 对应的时序标号起始和终止位置; a_1 、 b_1 为 $[t_1, t_2]$ 区间内模板序列 T 对应的时序标号起始和终止位置。

3 识别算法验证

本文所采用的目标辐射强度序列参照 UCR 公用数据集^[11], 目标仿真序列有 100 组。由于目标均为仿真数据, 根据前面的多特征融合识别流程, 本文重点针对步骤(4)的辐射序

列模板匹配精分类进行验证。

为验证本文区域 DTW 算法的正确性, 设置三种工况: 目标全程辐射序列、目标缺失起飞段(起飞后 15 s)数据以及数据降频(4 抽 1)。同时将其与基本 DTW、area-DTW 进行了比较。结果表明, 在三种不同工况下, 本文提出的加权 RNN-area-DTW 模板匹配识别率高(见表 1)。

选取三组目标辐射序列进行详细说明。首先比较加权 RNN-area-DTW 和基本 DTW 算法。第一组模板序列和样本序列形状类似但峰值稍微错位, 常规的 DTW 未正确对应峰值位置, 本文提出的加权 RNN-area-DTW 匹配正确(见图 4)。

第二组模板序列和样本序列形状以及峰值位置均存在差异, 如图 5 所示。本文提出的基于加权 RNN 的区域 DTW 匹配正确, 基本 DTW 出现严重匹配错位。

下面针对加权 RNN-area-DTW 和未采用 RNN 训练的 area-DTW 算法性能进行比较, 如图 6 所示。本次案例采用 RNN 训练后的模板与样本形状接近, 而未采用 RNN 训练的模板与样本匹配出现严重错误。本文提出的基于加权 RNN 的区域 DTW 匹配正确。

表 1 不同算法下的序列识别正确率

序号	工况	基本 DTW	area-DTW	加权 RNN-area-DTW
1	全程数据	0.80	0.78	0.90
2	数据缺失	0.75	0.76	0.88
3	数据降频	0.70	0.80	0.85

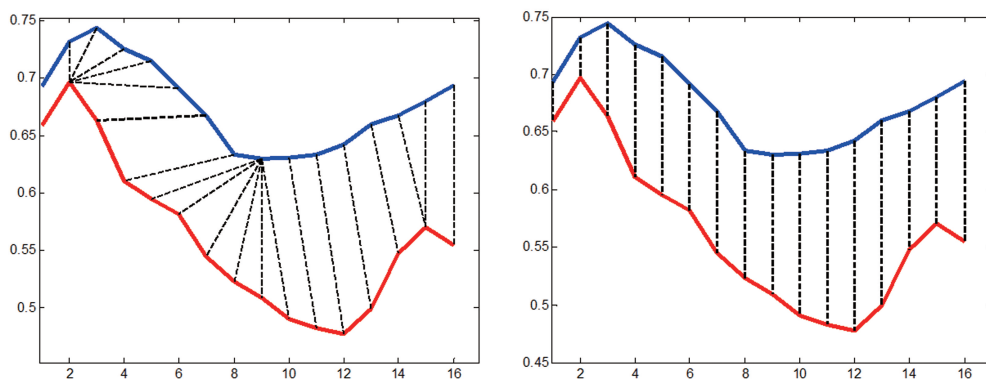


图 4 第一组序列的加权 RNN-area-DTW(左)和基本 DTW(右)对比(蓝色为模板, 红色为样本)

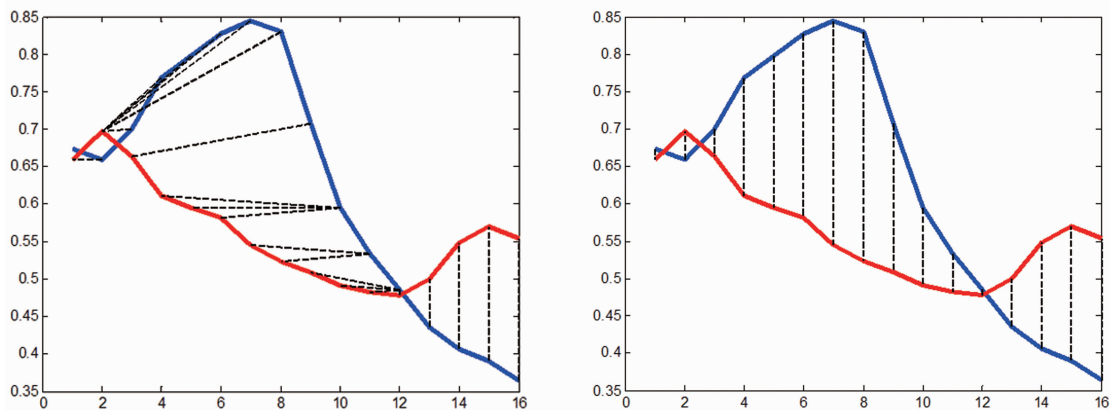


图 5 第二组序列的加权 RNN-area-DTW(左)和基本 DTW(右)对比(蓝色为模板, 红色为样本)

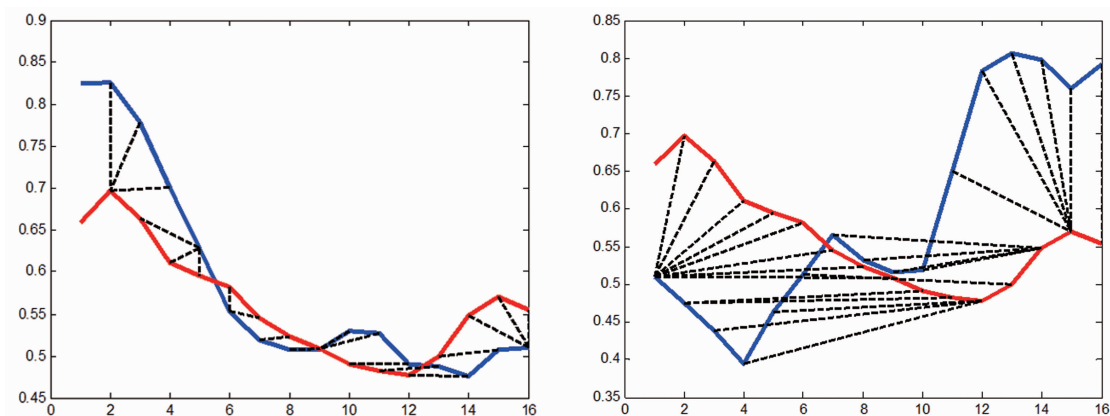


图 6 加权 RNN-area-DTW(左)和区域 DTW(右)对比(蓝色为模板, 红色为样本)

综上, 针对本文给出的 100 组仿真序列, 加权 RNN 的区域 RTW 算法能够自适应数据降频、缺失等多种工况; 同时该算法针对样本一定范围的随机性具有较强的鲁棒性, 识别正确率高。

4 结束语

通过结合目标运动特征、光谱特征以及辐射特征建立了多维度融合的认可流程。针对目标的辐射序列匹配过程, 在传统 DTW 算法的基础上提出了基于加权 RNN 的区域 DTW 算法匹配, 分析仿真目标测试结果后得出以下结论:

(1) 该算法能够利用目标辐射特性的历史数据, 在数据缺失或者降频的情况下完成目标识别, 性能优于传统的 DTW 算法。

(2) 该算法对样本一定范围的随机性具有较强的鲁棒性, 能够适应传感器在不同观测视角探测到的目标辐射特性, 识别正确率高。

参考文献

- [1] 乔梦雨, 谭金林, 刘亚虎, 等. 面向天基监视的红外弱小飞行目标识别算法 [J]. 中国空间科学技术, 2022, 42(5): 125-132.
- [2] 刘俊良. 空间目标红外辐射特征提取及识别方法研究 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2017.
- [3] 赵本东. 红外探测系统中点目标的检测与识别技术研究 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2019.
- [4] 智喜洋, 侯晴宇, 张伟, 等. 融合多特征的天基典型目标光学识别方法 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2016, 48(10): 44-50.
- [5] 吴东娅. 基于红外辐射强度序列的神经网络目标识别方法研究 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2019.
- [6] 吴彩莲, 郝永平, 张乐, 等. 基于多特征融合的红外目标识别算法 [J]. 弹箭与制导学报, 2019, 39(3): 39-44.

(下转第 24 页)

- [28] Kedenburg S, Steinmann A, Hegenbarth R, et al. Nonlinear refractive indices of nonlinear liquids: wavelength dependence and influence of retarded response [J]. *Applied Physics B*, 2014, **117**(3): 803–816.
- [29] Hult J. A fourth-order Runge-Kutta in the interaction picture method for simulating supercontinuum generation in optical fibers [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2007, **25**(12): 3770–3775.
- [30] Heidt A M. Efficient adaptive step size method for the simulation of supercontinuum generation in optical fibers [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2009, **27**(18): 3984–3991.
- [31] Filoteo-Razo J D, Hernández-García J C, Estudillo-Ayala J M, et al. Numerical Analysis of Chaotic Dynamics Produced in a Photonic Crystal Fibers [C]. Toyama: 2018 Progress in Electromagnetics Research Symposium (PIERS-Toyama), 2018.
- [32] Khakimov R, Shavrin I A, Novotny S, et al. Numerical solver for supercontinuum generation in multimode optical fibers [J]. *Optics Express*, 2013, **21**(12): 14388–14398.

(上接第 12 页)

- [7] 廖辉传, 赵海霞. 基于分类器决策融合的红外图像目标识别方法 [J]. *红外与激光工程*, 2022, **51**(8): 1–6.
- [8] 王文博, 王英瑞. 红外双波段点目标双色比分析 & 处理 [J]. *红外与激光工程*, 2015, **44**(8): 2347–2350.
- [9] 李森. 天基光学监视系统目标检测与识别关键技术研究 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2017.
- [10] 朱含露. 天基空中动目标红外探测与识别关键技术研究 [D]. 北京: 中国科学院大学, 2020.
- [11] Dau H A, Bagnall A, Kamgar K, et al. The UCR Time Series Archive [J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2019, **6**(6): 1293–1305.