

引用格式: 许美琪, 王德江, 刘明, 等. 基于软形态学和多方向梯度阈值分割的红外弱小目标检测方法[J]. 电光与控制, 2020, 27(8): 23-27. XU M Q, WANG D J, LIU M, et al. Detection of infrared dim and small targets based on soft morphology and multi-directional gradient threshold segmentation [J]. Electronics Optics & Control, 2020, 27(8): 23-27.

基于软形态学和多方向梯度阈值分割的 红外弱小目标检测方法

许美琪^{1,2}, 王德江¹, 刘明¹, 宋策¹

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033; 2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 在单帧红外弱小目标检测中, 针对图像背景复杂和目标形态多样等问题提出一种先对图像进行背景抑制, 再阈值分割提取候选点, 最后经过能量集中度去除残余噪声的算法。在预处理部分, 考虑小目标的扩散和像平面的动态分布特征, 对形态学进行改进, 结合多方向滤波模板, 对背景进行抑制。在阈值分割部分, 提出多方向梯度阈值分割方法, 计算 8 个方向不同步长的梯度值, 统计超过阈值的梯度数量筛选目标点。实验证明, 提出的检测方法能够有效解决弱小目标的弥散和多形态特征等问题。

关键词: 弱小目标检测; 背景抑制; 软形态学; 阈值分割

中图分类号: TP391 文献标志码: A doi: 10.3969/j.issn.1671-637X.2020.08.005

Detection of Infrared Dim and Small Targets Based on Soft Morphology and Multi-directional Gradient Threshold Segmentation

XU Meiqi^{1,2}, WANG Dejiang¹, LIU Ming¹, SONG Ce¹

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: In single-frame infrared dim and small target detection, in view of the complex background of an image and the diversity of target morphology, an algorithm is proposed, in which background suppression of the image is carried out, then candidate points are extracted by threshold segmentation, and finally the residual noise points are removed by energy concentration. In the preprocessing part, in view of the diffusion of small targets and the dynamic distribution characteristics of the image plane, the morphology is improved and the background is suppressed by using multi-directional filtering template. In the part of threshold segmentation, a multi-directional gradient threshold segmentation method is proposed. The gradient values of eight directions with different step sizes are calculated, and the number of gradients exceeding the threshold is counted to screen out the target points. Experiments show that the proposed detection method can effectively solve the problems of diffusion and multi-morphological characteristics of dim and small targets.

Key words: dim and small target detection; background suppression; soft morphology; threshold segmentation

0 引言

红外弱小目标检测是军事、航空和航天应用的关

键技术, 对红外预警、精确制导具有重要意义。由于现代军事大部分是远距离作战, 因此红外图像中的目标通常具有信噪比低、成像面积小等特点^[1-3]。目前, 在红外弱小目标检测领域中, 传统的检测算法有局部最大中值滤波^[4]、稀疏表示法^[5-7]、局部块对比^[8]、小波变换法^[9]等。局部最大中值滤波可以有效保护边缘信息, 抑制云层边缘, 但目标特征信息会有一定的损失。稀疏表示法效果取决于完备字典, 小波变换法则利用

收稿日期: 2019-06-24

修回日期: 2019-09-16

基金项目: 国家自然科学基金(61675202, 61627819, 61727818)

作者简介: 许美琪(1991—), 女, 吉林长春人, 硕士, 研究方向为图像处理。

通讯作者: 王德江(1981—), 男, wangdj@ciomp.ac.cn。

小波多尺度、多分辨变换特性对图像进行分解,这两种算法能有效抑制背景,但计算量大,实现比较复杂。近年来,学者们提出了将形态学顶帽算法应用于小目标检测,并在此领域得到了广泛的应用^[10-12]。KOSKINEN 在经典形态学算法的基础上提出了一种新的非线性运算,即软形态学滤波^[13-15],与传统形态学相比,软形态学滤波基于更一般的加权顺序统计,具有更好的鲁棒性。但软形态学滤波器对加性噪声和目标形状的微小变化不太敏感,不能较好地保持目标的形状,造成后续检测具有较高虚警率。本文提出的改进软形态学算法考虑目标的方向特性,可以较好地保留弱小目标的信息,提高检测性能。

1 基本原理

1.1 弱小目标特征分析

弱小目标的“弱”指目标的强度较弱,即目标的对比度和信噪比较低,“小”指红外图像中目标尺寸小,即成像面积所占像元个数少。在成像系统距离目标较远且大部分目标特征丢失的条件下,信噪比成为描述小目标的重要因素之一^[16],即

$$R_{S/N} = \frac{|G_t - G_b|}{\sigma_b} \quad (1)$$

式中: G_t 为目标区域的平均灰度值; G_b 为目标局部邻域背景的平均灰度值; σ_b 为目标局部邻域的背景标准差。

由于远距离观测时存在光衍射现象,所以目标在成像平面上的能量会扩散到邻近的像元,同时,其在像平面的分布形状受运动方向、速度与姿态信息的影响也动态变化,成像尺寸在 3×3 像元附近变化。图 1 是几种典型弱小目标形态分布情况。

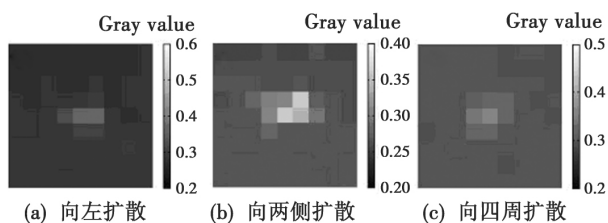


图 1 弱小目标形态分布情况

Fig. 1 Morphological distribution of dim and small targets

1.2 本文算法基础知识

数学形态学最先由法国数学家 MATHERON 和 SERRA 在 20 世纪 80 年代初提出^[17],形态学滤波中的开运算可以消除比结构元素尺寸小的亮区域,闭运算可以连接两个距离近的区域。假设 $f(x, y)$ 为原始图像, $b(s, t)$ 为结构元素,形态学开闭运算为

$$(f \circ b)(x, y) = [f(x, y) \ominus b(s, t)] \cup b(s, t) \quad (2)$$

$$(f \bullet b)(x, y) = [f(x, y) \cup b(s, t)] \ominus b(s, t) \quad (3)$$

式中: $\circ$ 表示开运算; $\bullet$ 表示闭运算; $\ominus$ 表示腐蚀运算;

表示膨胀运算。在此基础上定义顶帽变换和底帽变换为

$$T_{\text{hat}} = f(x, y) - (f \circ b)(x, y) \quad (4)$$

$$B_{\text{hat}} = (f \bullet b)(x, y) - f(x, y) \quad (5)$$

传统形态学是基于局部的最大最小操作,而软形态学运算是基于更一般的加权顺序统计,它的两种基本操作是软侵蚀和软膨胀,即

$$(f \ominus [B, A, r])(x, y) = \text{the } r\text{th min of} \\ \{ \{ r \diamond f(x, y) : (x, y) \in A \} \cup \{ f(x, y) : (x, y) \in (B \setminus A) \} \} \quad (6)$$

$$(f \cup [B, A, r])(x, y) = \text{the } r\text{th max of} \\ \{ \{ r \diamond f(x, y) : (x, y) \in A \} \cup \{ f(x, y) : (x, y) \in (B \setminus A) \} \} \quad (7)$$

式中: $r \diamond f(x, y) = \overbrace{f(x, y), \dots, f(x, y)}^r$; 集合 A 中的元素数用 $|A|$ 表示; $B \setminus A = \{ (x, y) | (x, y) \in B \text{ and } (x, y) \notin A \}$; $[B, A, r]$ 为一个结构系统, B 为结构集, A 为中心集, $A \subset B$, $B \setminus A$ 为软边界, r 为重复参数,规定 $1 \leq r \leq |B|/2$,此规定保证了软膨胀后的灰度值总是大于或等于软侵蚀后的值,文献[13]中经过实验证明 r 的值越大,其去除噪声的能力越强,但 r 值变大会使原图像中对象的边缘变圆滑。

2 改进的形态学算法

本文对传统顶帽变换进行改进,考虑到目标的扩散和动态分布特征,采用多方向动态滤波模板,并与软形态学相结合,可以更好地提高对背景和噪声的抑制性能。1.1 节中提到目标尺寸一般在 3×3 像元左右,滤波模板选取尺寸应略大于目标尺寸,但过大会引入不相关像元,所以模板 $b_n (n=1, 2, 3, 4)$ 选取为 5×5 像元大小^[18],如图 2 所示,其中,中心点水平向右为 0° ,逆时针依次旋转 $45^\circ, 135^\circ, 225^\circ, 315^\circ$ 。

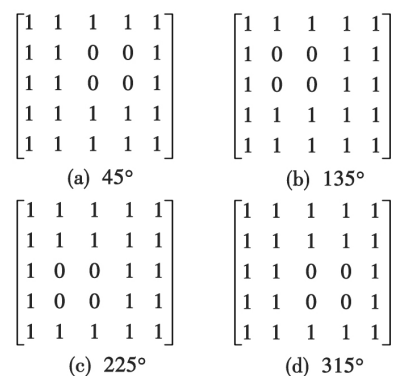


图 2 滤波模板

Fig. 2 Filter template

根据背景特征自适应选取滤波模板,其步骤如下所述。

1) 提取以待估计背景像元为中心的 3×3 像元的

矩阵 M , 然后将相应元素求和得到表征量 A, B, C, D ,

$$M = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}, \begin{cases} A = a_{12} + a_{13} + a_{23} \\ B = a_{11} + a_{12} + a_{21} \\ C = a_{21} + a_{31} + a_{32} \\ D = a_{23} + a_{32} + a_{33} \end{cases}.$$

2) 利用相应元素求和结果, 得出值最大的表征量, 选取与表征量对应的模板。

图2模板中“1”代表对此位置进行了形态学膨胀或腐蚀操作, 本文提出的新的形态学算法定义如下

$$(f \ominus [b_n, r])(x, y) = \text{the } r\text{th min of } \{f \diamond f(x, y)\} \cup \{f(x, y) : (x, y) \in b_n\} = \min\{\text{the } r\text{th min of } [f(x, y) : (x, y) \in b_n], f(i, j)\} \quad (8)$$

$$(f \boxplus [b_n, r])(x, y) = \text{the } r\text{th max of } \{f \diamond f(x, y)\} \cup \{f(x, y) : (x, y) \in b_n\} = \max\{\text{the } r\text{th max of } [f(x, y) : (x, y) \in b_n], f(i, j)\} \quad (9)$$

式中 (i, j) 为中心像素点, 因此定义 $\square$ 运算与 $\blacksquare$ 运算如下

$$f \square b_n = (f \ominus [b_n, r]) \boxplus [b_0, r] \quad (10)$$

$$f \blacksquare b_n = (f \boxplus [b_n, r]) \ominus [b_0, r] \quad (11)$$

式中 $b_0 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$ 。所以, 新的顶帽变换定义为

$$N_{\text{hat}} = f(x, y) - f \square b_n. \quad (12)$$

定义的新形态学算法中, $\square$ 运算先通过 $f \ominus [b_n, r]$ 运算将目标区域的像素替换为周围背景像素, 抑制了正噪声。接下来的 $\boxplus$ 运算仅在背景像素范围内进行膨胀操作, 抑制了负噪声的影响。这种处理方法不仅有效抑制背景, 提取目标感兴趣区域, 同时降低了候选点数量, 减小后续计算量。

图3所示为检测结果对比。图3(a)为原始红外外层背景图像, 目标用红框标出。图3(b)为传统顶帽变换检测结果, 可以看到较多背景云层边缘残余。图3(c)为本文提出的新的形态学算法的检测结果, 原图像中的大部分云层背景被剔除, 残余少量的高频背景边缘点和随机噪声, 这对接下来的阈值分割筛选候选点十分有利。

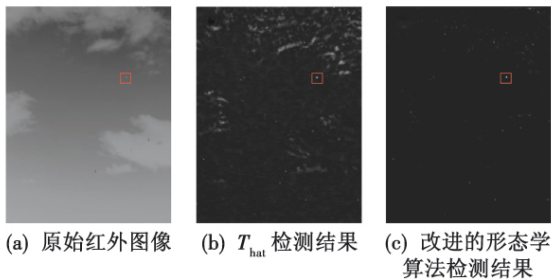


图3 检测结果对比

Fig. 3 Comparison of detection results

3 多方向梯度阈值分割方法

采取基于恒虚警的多梯度阈值分割方法对上述背景抑制后的图像进行处理。由红外目标成像特点可知, 目标像素灰度值为局部最大值, 假设 (i, j) 是一个目标点的坐标, 以此坐标点为中心点选取如图4所示8个方向的向量^[19]。

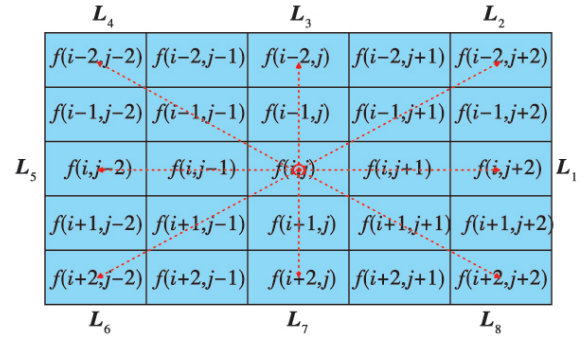


图4 8个方向向量示意图

Fig. 4 8 directional vector diagram

8个方向的梯度分别定义为

$$\begin{cases} \Delta f_{L_1} = f(i, j) - f(i, j+l) \\ \Delta f_{L_2} = f(i, j) - f(i-l, j+l) \\ \vdots \\ \Delta f_{L_8} = f(i, j) - f(i+l, j+l) \end{cases} \quad (13)$$

式中 l 为步长, 因为目标大小为 3×3 像元, 所以 $l \geq 2$ 。此处采用基于恒虚警准则的自适应阈值对梯度进行判决, 阈值满足

$$T_h = \mu + k\sigma \quad (14)$$

式中: μ 和 σ 分别为图像的灰度均值和标准差; k 为阈值信噪比, 满足恒虚警准则

$$P_{fa} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_k^{+\infty} \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt = 1 - \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^k \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt \quad (15)$$

经过计算可得出门限阈值 T_h , 判决步骤如下所述。

1) 针对同一步长 l , 分别判断8个方向梯度是否大于给定阈值, 若有6个以上方向满足条件, 则进行下一步骤。

2) 变换步长, 重复步骤1), 当选取的3个步长中满足1)中条件的步长为2个以上时, 则将该点判定为目标点, 并通过阈值分割将图像二值化。

经上述算法得到的候选目标图像中可能还存有孤立噪点, 残留的孤立噪点一般只占一个像元, 无扩散现象, 能量高度集中, 大约为1, 对连续500帧序列图像中小目标的能量集中度进行统计, 得出目标点的能量集中度在0.3~0.8左右, 所以选取适当的阈值可以剔除噪点^[20]。一般在计算能量集中度时, 考虑到目标所在

区域的灰度值会包含背景能量,所以计算 C_E 为

$$C_E = \frac{f_{tmax} - \bar{\mu}_b}{\sum_t |f_t - \bar{\mu}_b|} \quad (16)$$

式中: f_{tmax} 为目标区域最大灰度值; f_t 为目标区域各个像元灰度值; $\bar{\mu}_b$ 为局部背景灰度均值。

4 实验结果

4.1 实验参数

为获取实验图像资源,在实验室搭建实验平台拍摄某机场客机作为实验目标。捕获目标时采取探测器周扫方式。

由于目标大小不超过 3×3 像元,所以 k 值选 6,尽可能避免受到目标影响,且不影响膨胀效应。选用目标的检测概率 R_{DR} 和虚警率 R_{FAR} 作为算法的评价指标,定义为

$$R_{DR} = \frac{N_c}{N_t} \times 100\% \quad (17)$$

$$R_{FAR} = \frac{N_f}{N_f + N_t} \times 100\% \quad (18)$$

式中: N_c 为检测出的目标个数; N_t 为真实目标个数; N_f 为虚警个数。

4.2 实验结果分析

图 5 是采集到的天空背景和云层背景图像,红色方框标记为目标点,红色圆框标记为虚警点。图 5 中第 2 列是使用本文算法进行抑制得到的结果图,可以看出经过本文算法处理后云层抑制效果良好,每帧图像剩余 8 个左右的候选点,虚警点基本为孤立噪声。图 5 中第 3 列是根据能量集中度准则剔除噪声的结果图,各得到 1 个目标点。

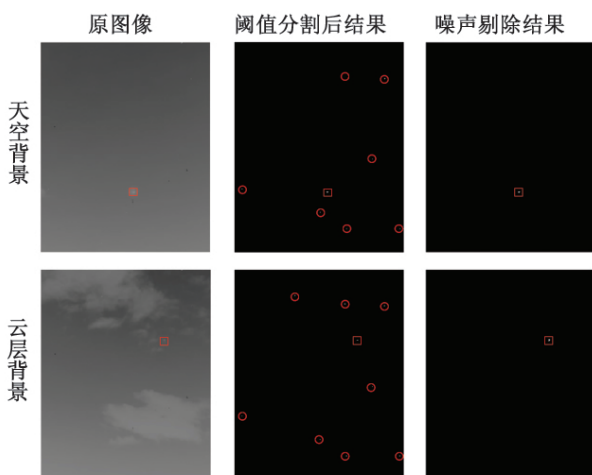


图 5 目标检测结果

Fig. 5 Target detection results

4.3 对比分析

将本文算法与传统顶帽算法和鲁棒主成分分析算

法(RPCA)进行对比,结果如图 6 所示,可以看出顶帽算法与 RPCA 算法残留大量云层边缘高频杂波,虚警率高,对背景的抑制作用有限。而本文算法对背景有较好的抑制效果,且算法复杂度低,易于运行。

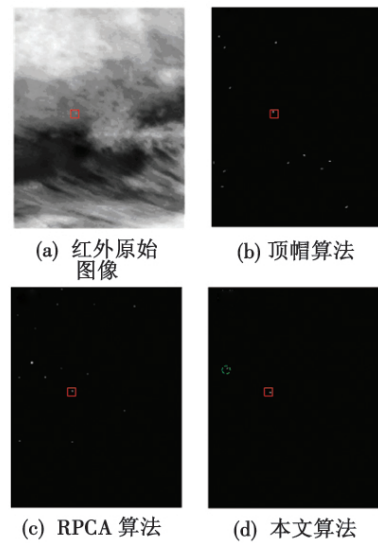


图 6 不同算法检测结果

Fig. 6 Detection results of different algorithms

对连续的 200 帧复杂云层背景图像进行处理,对比各算法的性能指标如表 1 所示。

表 1 各算法的性能对比

Table 1 Performance comparison of the algorithms %

评价指标	顶帽算法	RPCA 算法	本文算法
R_{DR}	78.5	84.5	98.5
R_{FAR}	95.8	87.6	43.2

由表 1 可知,对比顶帽算法和 RPCA 算法,本文算法分别将探测率提高了 20% 和 14%,虚警率降低了 52.6% 和 44.4%,检测效果更好。

5 结论

本文提出了基于软形态学和多梯度阈值分割的弱小目标检测方法。在软形态学的基础上考虑目标形态特征,对背景进行预处理。再通过分析目标局部像素特征,取 8 个方向梯度,统计超过梯度阈值的方向个数,筛选出候选点。实验结果表明,在目标信噪比较低时,该算法可以有效抑制背景,且本文所提算法易于实现,利于工程应用。

参考文献

- [1] 刘让,王德江,贾平,等. 红外图像弱小目标探测技术综述[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(5): 44-52.
- [2] YANG C C, MA J Y, QI S X, et al. Directional support value of Gaussian transformation for infrared small target detection[J]. Applied Optics, 2015, 54(9): 2255-2265.

- [3] 侯旺, 孙晓亮, 尚洋, 等. 红外弱小目标检测技术研究现状与发展趋势[J]. 红外技术, 2015, 37(1): 1-10.
- [4] ZAVERI M A, MERCHANT S N, DESAI U B. Air-borne approaching target detection and tracking in infrared image sequence [C]//International Conference on Image Processing, 2004, 2(10): 1025-1028.
- [5] LIU D P, LI Z Z, LIU B, et al. Infrared small target detection in heavy sky scene clutter based on sparse representation [J]. Infrared Physics & Technology, 2017, 85: 13-31.
- [6] HE Y J, LI M, ZHANG J L, et al. Small infrared target detection based on low-rank and sparse representation [J]. Infrared Physics & Technology, 2015, 68: 98-109.
- [7] 王忠美, 杨晓梅, 顾行发. 基于鲁棒主成分分析的红外图像小目标检测[J]. 兵工学报, 2016, 37(9): 1753-1760.
- [8] 王刚, 陈永光, 杨锁昌, 等. 采用图像块对比特性的红外弱小目标检测[J]. 光学精密工程, 2015, 23(5): 1424-1433.
- [9] BOCCIGNONE G, CHIANESE A, PICARIELLO A. Small target detection using wavelets [C]//The 14th International Conference on Pattern Recognition, 1998: 1776-1778.
- [10] 臧传吉, 李桂祥, 王宇翔. 基于形态学方法的红外小目标检测[J]. 空军雷达学院学报, 2012, 26(2): 94-97.
- [11] 程塔, 郭雷, 韩军伟, 等. 基于形态学带通滤波和尺度空间理论的红外弱小目标检测[J]. 光学学报, 2012, 32(10): 144-151.
- [12] 吴健, 陆书文, 芮大庆, 等. 基于背景抑制的改进 Top-Hat 红外小目标检测方法[J]. 电光与控制, 2018, 25(9): 42-44.
- [13] KOSKINEN L, ASTOLA J T, NEUVO Y A. Soft morphological filters: a robust morphological filtering method [J]. Journal of Electronic Imaging, 1994, 3(1): 60-70.
- [14] KUOSMANEN P, ASTOLA J. Soft morphological filtering [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 1995, 5(3): 231-262.
- [15] DONG Y Z, WANG C J, ZHOU X D. Structuring element in detection of IR images based on soft mathematical morphology [J]. Proceedings of SPIE—The International Society for Optical Engineering, 2003, 5203: 571-580.
- [16] 李森, 龙云利, 李骏, 等. 采用多伯努利滤波器的过采样点目标检测前跟踪[J]. 光学精密工程, 2015, 23(12): 3446-3455.
- [17] 孙继刚. 序列图像红外小目标检测与跟踪算法研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2014.
- [18] JOURLIN M, LAGET B, MATHERON G, et al. Image analysis and mathematical morphology. Vol. 2. theoretical advances [M]. London: Academic Press, Inc., 1988.
- [19] 林再平. 天基红外图像弱目标检测前跟踪技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2012.
- [20] 刘让, 王德江, 贾平, 等. 基于全方位形态学滤波和局部特征准则的点目标检测[J]. 光学学报, 2017, 37(11): 11-22.

(上接第22页)

- [5] PAN M, DU L, WANG P H, et al. Multi-task hidden Markov modeling of spectrogram feature from radar high-resolution range profiles [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2012, 86: 1-17.
- [6] LIU H W, FENG B, CHEN B, et al. Radar high-resolution range profiles target recognition based on stable dictionary learning [J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2016, 10(2): 228-237.
- [7] 郭小康, 简涛, 董云龙. 基于 PSO-KPCA-LVQ 神经网络的雷达一维距离像识别[J]. 电光与控制, 2019, 26(6): 22-26.
- [8] HINTON G, DENG L, YU D, et al. Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: the shared views of four research groups [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2012, 29(6): 82-97.
- [9] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 25(2): 1097-1105.
- [10] COLLOBERT R, WESTON J, BOTTOU L, et al. Natural language processing (almost) from scratch [J]. Journal of Machine Learning Research, 2011, 12: 2493-2537.
- [11] FENG B, CHEN B, LIU H W. Radar HRRP target recognition with deep networks [J]. Pattern Recognition, 2017, 61: 379-393.
- [12] PAN M, JIANG J, KONG Q P, et al. Radar HRRP target recognition based on t-SNE segmentation and discriminant deep belief network [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(9): 1609-1613.
- [13] LIAO K, SI J X, ZHU F Q, et al. Radar HRRP target recognition based on concatenated deep neural networks [J]. IEEE Access, 2018, 6: 29211-29218.
- [14] XU B, CHEN B, WAN J W, et al. Target-aware recurrent attentional network for radar HRRP target recognition [J]. Signal Processing, 2019, 155: 268-280.
- [15] 唐小佩, 杨小冈, 刘云峰, 等. 基于深度卷积神经网络的飞机识别研究[J]. 电光与控制, 2018, 25(5): 68-72.
- [16] 张作省, 杨程亮, 朱瑞飞, 等. 联合深度卷积神经网络的遥感影像机场识别算法[J]. 电光与控制, 2018, 25(6): 83-89.
- [17] 盖晴晴, 韩玉兵, 南华, 等. 基于深度卷积神经网络的极化雷达目标识别[J]. 电波科学学报, 2018, 33(5): 575-582.
- [18] 殷和义, 郭尊华. 一维卷积神经网络用于雷达高分辨率距离像识别[J]. 电讯技术, 2018, 58(10): 1121-1126.