光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2022042902

云层背景下基于混沌理论的红外小目标检测研究

吴皆旺[1,2,3]，孙胜利[1,2*]，徐文君[1,2]，刘高睿[1,2]

（1. 中国科学院上海技术物理研究所，上海 200083；2. 中国科学院智能红外感知重点实验室，上海 200083；
3. 上海科技大学 信息与技术学院，上海 201210）

摘　要： 针对云层背景下红外小目标检测难、可用数据集少的问题，提出了一种基于混沌预测的检测方法。首先从云层背景的空间混沌特征出发，采用径向基函数神经网络设计了混沌序列的预测模型，并利用遗传算法优化网络参数，提高预测精度。然后利用预测模型对图像像素序列的预测值与实际值之间的预测误差，实现了小目标检测。最后通过实验验证了上述算法的有效性，对测试样本的检测率为 86.7%，虚警率为 0.86%。

关键词： 混沌理论；红外小目标检测；神经网络；遗传算法

中图分类号： TN911.73；TP391　**文章编号：** 1001－5868(2022)05－0935－07

Research on Infrared Small Target Detection Based on Chaos Theory in Cloudy Background

WU Jiewang[1,2,3], SUN Shengli[1,2], XU Wenjun[1,2], LIU Gaorui[1,2]

(1. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, CHN;
2. Key Laboratory of Intelligent Infrared Perception, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, CHN;
3. School of Information Science and Technology, ShanghaiTech University, Shanghai 201210, CHN)

Abstract: Aiming at the problems of difficult detection of infrared small targets in cloudy background with few available data sets, a detection method based on chaos prediction was proposed. Based on the spatial chaotic characteristics of cloudy background, the prediction model of chaotic sequence was designed by using radial basis function neural network, and the network parameters were optimized by genetic algorithm to improve the prediction accuracy. Then, the small target detection was realized by the prediction error between the predicted and actual values of the image pixel sequence by the prediction model. Experiments verify the effectiveness of the above algorithm. The detection rate of test samples is 86.7% and the false alarm rate is 0.86%.

Key words: chaos theory; infrared small target detection; neural network; genetic algorithm

0　引言

红外微小目标具有尺寸小、有效信息少等特点，在检测领域一直是个难点[1-2]。尤其在云层等复杂的背景中，小目标和背景噪声常常难以区分，被淹没在背景云层之中，从而导致目标检测更为困难[3]。

目前红外小目标检测领域常用的方法大致可以分成传统方法和深度学习法两类。

传统的检测方法是利用线性的滑动窗口先遍历出原图中可能存在目标的候选区域，然后在这些区域上进行人工设计特征的提取[4]，最后再将图像特征送到支持向量机或迭代算法等分类器中进行分类并输出结果。滤波是其中比较有代表性的方法，包括均值滤波、中值滤波和形态学滤波等[5]。传统滤波算法的优点是实现起来较为简单，但是这些方法大都是基于背景像素具有高度一致性的假设实现的，往往不能很好地处理云层的边缘信息。除了滤

收稿日期：2022－04－29.
基金项目：中国科学院智能红外感知重点实验室基金项目(CXJJ-20S030)；上海市浦江人才计划项目(20PJ1415400).
* **通信作者：**孙胜利　**E-mail:** palmsun@mail.sitp.cn

波，Chen 等[6]提出了局部对比度（Local Contrast Method，LCM）检测算法。首先计算得到输入图像的局部对比度图，比较目标区域和邻域之间的差异，然后采用自适应阈值对目标进行分割，最后再完成检测。这种方法的缺点是对高亮噪声的处理较差，导致较高的虚警率。

除了传统方法之外，基于深度学习的检测方法也有应用于红外弱小目标领域。主要可以分为两大类：一类是以 R-CNN，Fast R-CNN 为代表的两阶段目标检测算法[7-8]，这类算法第一步进行区域选择和提取设计特征，第二步根据选择的区域和提取的特征，利用卷积的方法进行分类和边框回归；另一类是以 YOLO，SSD 为代表的单阶段目标检测算法[9-10]。这类算法省略了选择候选区域的过程，通过边框回归损失和分类损失来检测目标。两类算法各有优劣，但是两种卷积算法都是把检测过程处理成二分类的方式，同时也存在时间复杂度高、训练所需的公开数据集较少等问题，导致深度学习算法并没有达到预期的检测精度。

实际上，对于红外图像中云层背景的分布，并不是完全不规则的，在空间结构上具有自相似性的特点[11]。文献[12]指出，自相似性是分形特征，而混沌与分形是互相包容的关系，具有分形特征的系统同时也可以视作空间上另一种形式的混沌。混沌系统具有对初值的敏感性，利用这个性质，可以实现对混沌背景下目标物的检测[13]。

基于红外图像中云层背景的混沌特性，本文提出了一种以混沌预测为核心的红外小目标检测方法，将原始云层图像看作空间上的混沌序列，使用径向基函数（Radical Basis Function，RBF）神经网络构建混沌预测模型，在相空间中对图像像素值序列进行预测，利用红外图像训练模型，通过像素序列的预测值与实际值之间的预测误差，实现对红外小目标的检测，最后再利用遗传算法对 RBF 网络进行优化以提高检测效果。

1 云层背景的混沌特性

1.1 混沌的定义

混沌的概念在数学和物理学上至今都没有一个统一的定义，一般可以简单地理解为确定性系统因为某一条件被改变而呈现类随机性运动的状态。基于拓扑的 Devaney 定义[14]是最常用的一种定义：

(X,ρ)是紧致的动力系统，f 是度量空间 X 上的连续映射，当映射满足以下三个条件时，称 f 在 X 上是混沌的：

(1)f 在 X 上对初值敏感；

(2)f 在 X 上是拓扑传递的；

(3)f 的周期点在 X 上处处稠密。

1.2 混沌特性的验证

本文提出的算法是针对混沌背景中的目标进行检测，因此首先要验证云层背景的混沌特性。

本文所用的数据集为公开的 38-Cloud _ detection_dataset。该数据集由加拿大温哥华西蒙弗雷泽大学机器人视觉实验室（LRV）编制[15-16]，从 75 个陆地卫星 8 号系列 1 级场景中提取，每个场景的图像被裁剪成多个 256×256 的补丁。为方便神经网络，每个数据段提供了训练集和测试集两部分。选取其中的红外波段进行测试。如图 1 所示为该数据集的样例。

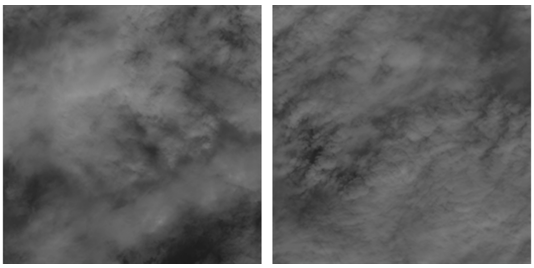


图 1 数据集样例

通常来说，要判断某一系统是否具有混沌特性，最常用的方法是计算 Lyapunov 指数。但是用不同的方法计算 Lyapunov 指数的值有明显的误差，且计算过程较为复杂，无法得到 Lyapunov 指数精确的值。因此这里引入一种新的评估混沌存在和程度的方法即混沌决策树算法来辅助判断。该算法由美国加利福尼亚大学 CA 伯克利神经科学研究所提出[17]，文献中已证明其在混沌检测方面具有较高的准确率，且适用于绝大多数模拟和实际系统。

算法首先是测试数据是否随机，接着对输入信号进行去噪和检查信号过采样。经过去噪和下采样的过程，混沌决策树算法最后对输入数据执行 0－1 混沌测试，并对测试信号的标准偏差进行归一化。修正的 0－1 检验提供了一个单一统计量 K，对于混沌系统接近 1，对于周期系统接近 0。

选择数据集中在红外波段的云层图像进行测试，把原始红外图像转化成像素值的序列，将此作为混沌决策树的输入数据。测试得到的 50 个样本的 K 均值为 0.663。一般来说，$K>0.5$ 可以认为是

混沌系统，因此，混沌决策树算法的测试结果证明了云层背景具有较为明显的混沌特征。

2　基于混沌理论的目标检测算法

2.1　相空间重构

相空间是表现一个系统动力学特征的多维空间。在一个混沌系统中，很多信息并不能在一维序列中表现出来，需要将一维空间扩展到更高维的空间，使其在高相维空间中恢复系统涵盖的所有状态信息，这个过程被称为相空间的重构。

Takens 嵌入定理提供了相空间重构的方法[18]，对于一个混沌序列 $x(i)$，$i=1,2,\cdots,N$，相空间矢量可以构建为

$$y(i)=(x(i),\cdots,x(i+(d-1)\tau)) \tag{1}$$

Packard 等将相空间重构简化为嵌入维数 d 和嵌入时延 τ 两个参数的确定。其中迟滞 τ 可以由自相关函数确定，即

$$R(i)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n-\tau}x(i)x(i+\tau) \tag{2}$$

当自相关函数值下降到初始值的下降系数倍数时，可以求解确定此时的迟滞 τ。根据伪近邻法，可以同时确定此时的嵌入维数 d。

2.2　径向基函数(RBF)神经网络

在重构的相空间中，混沌序列的预测方法包括全局预测法、局域预测法等，而其中基于神经网络模型的方法拥有更好的非线性逼近能力，也更符合所描述的混沌特性。

RBF 网络是一种前馈网络模型，相比递归网络和反馈网络拥有更快的收敛速度，它主要由输入层、隐含层和输出层三层结构组成。隐含层的每个神经元与输入单元相连，利用传递函数产生非线性的响应，之后通过不同的权值节点输入到输出层。

假设原始图像像素序列经过归一化处理后为 $x(i)$，$i=1,2,\cdots,N$，将其作为网络的输入，则神经网络的输出可以表示为

$$y=\sum_{k=1}^{K}\omega_k R_k(x(i-1)) \tag{3}$$

$$R_k(x(i-1))=\exp\left[-\frac{\|x(i-1)-c_k\|}{\sigma_k^2}\right] \tag{4}$$

式中，$x(i-1)$是输入向量，ω_k 是连接权值，c_k 是径向基函数的中心，σ_k^2 是方差，传递函数 R_k 选用高斯函数。

损失函数表达为

$$\sigma=\frac{1}{P}\sum(d_k-yc_k)^2 \tag{5}$$

式中，d_k 为隐含层神经元的宽度，P 为输入层神经元数量。

训练 RBF 神经网络的过程主要可以分成两步[19]，第一步是通过 K-means 聚类算法确定基函数中心。第二步是计算隐含层和输出层之间的连接权值，可以对损失函数求偏导，使其为 0，得到连接权值：

$$\omega=\exp\left(-\frac{h}{c_{\max}^2}(x_p-c_i)^2\right) \tag{6}$$

2.3　遗传算法

遗传算法是密歇根大学的 John Holland 提出的一种全局搜索优化算法。这种算法模仿自然界中生物的遗传进化过程，通过进化迭代来优化目标参数[20]。

RBF 网络中的参数设置对网络的预测性能有着重要的影响。因此，通过遗传算法来优化这些参数，可以提高 RBF 混沌预测模型的预测精度。

2.4　检测原理

将红外云层图像的像素点提取出来，构成一个混沌序列。图像中可能存在的目标像素点，与背景像素可以分开讨论。云层背景像素构成的序列是一个非线性的混沌系统，可以在相空间中建立一个对应的模型。由于混沌系统对初值的敏感性，一个微小的噪声扰动都会产生一个较大的误差，所以当原图像中出现目标像素时，其对应的像素值序列也不再与相空间中建立的模型匹配，利用模型的输出误差，可以实现对目标信号的检测。具体流程如图 2 所示。

建立模型及检测过程主要有以下几步：

(1)对归一化后的云层图像的像素值序列进行相空间重构，确定嵌入时延和嵌入维数；

(2)使用 RBF 神经网络对混沌序列进行建模。其中神经网络输入层的神经元数量即所求的嵌入维数，输出层的输出值对应混沌序列的预测值 $\hat{x}(n)$；

(3)用训练集中的红外云层背景图像对预测模型进行训练，通过 RBF 网络的学习过程使其达到一定的预测精度。对照含目标样本与无目标样本的预测误差，可以确定预测模型的设定阈值；

(4)利用训练好的预测模型对测试集进行测试，如果得到的预测误差大于阈值，则判断原始图像中存在小目标；如果得到的预测差小于阈值，则判断为

没有目标。

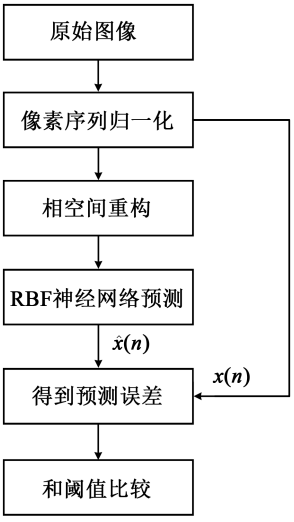


图 2 检测流程

3 实验

3.1 实验数据集

38-Cloud_detection_dataset 红外波段的训练集中选择可用图像 600 张，其中包含小目标的图像 300 张。所有的图像经过像素序列归一化，相空间重构的处理后，共得到 600 组训练样本，用于预测模型的训练过程。

从 38-Cloud_detection_dataset 提供的测试集中选择 120 张可用图像，其中包含小目标的图像有 60 张。相同处理后得到 120 组测试样本，用于最终的验证实验。

3.2 实验过程

3.2.1 相空间重构

从训练集中选择两组样本用于相空间重构参数的确定。重构过程中的自相关函数曲线和伪近邻率曲线分别如图 3，4 所示。

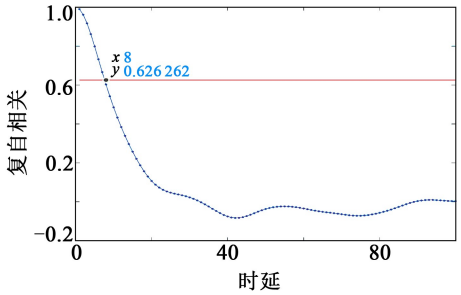


图 3 自相关函数曲线

图 3 中的蓝色曲线是自相关函数曲线，红色直线是对应下降系数 $y=(1-1/e)$ 的直线。当自相关函数值下降到初始值的下降系数倍数时，图中交点的横坐标 $x=8$，从而可以确定最佳嵌入时延为 8。

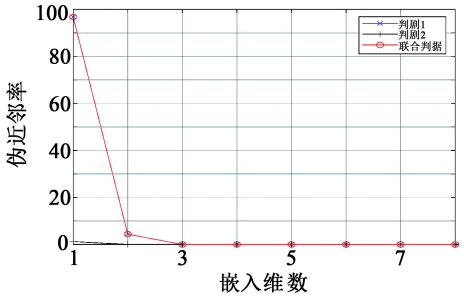


图 4 伪近邻率曲线

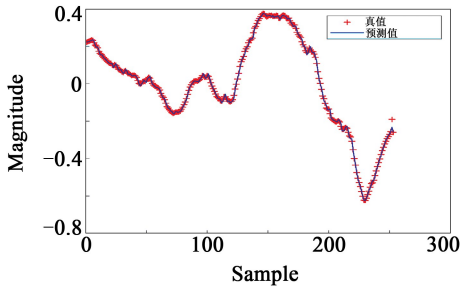
由图 4 可知，嵌入维数从小开始增大，当嵌入维数大于等于 3 时，伪近邻点不再随嵌入维数增大而减小，可以判断最佳嵌入维数为 3。

3.2.2 RBF 预测模型

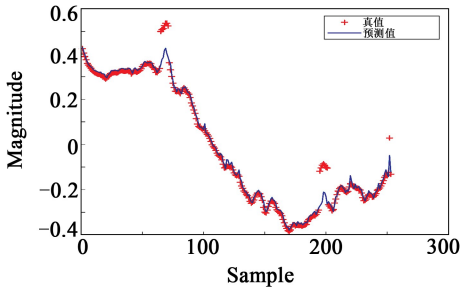
确定了相空间重构的参数之后，使用训练样本对 RBF 神经网络进行训练。其中 RBF 神经网络输入层的神经元数量设定等于 3，训练精度为 0.001。

训练好的 RBF 模型对样本进行测试，无目标样本的最大误差均值为 0.045，有目标样本的最大误差均值为 0.152。其预测曲线与误差曲线分别如图 5，6 所示。

无目标的样本，预测曲线与实际曲线基本吻合；而有目标的样本，模型的预测曲线有比较明显的异常点，从误差曲线也可以看出存在较大的预测误差。

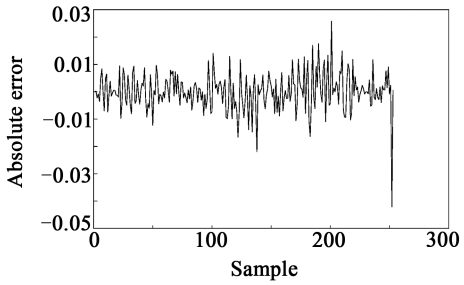


(a) 无目标

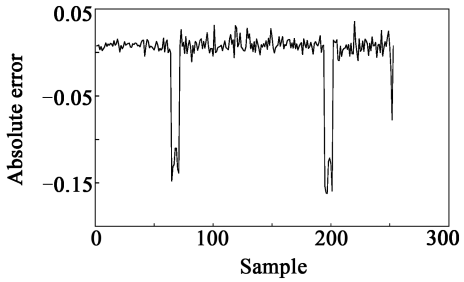


(b) 有目标

图 5 RBF 预测曲线



（a）　无目标



（b）　有目标

图 6　RBF 误差曲线

3.2.3　IGARBF 预测模型

遗传算法优化 RBF 模型的具体步骤如下：

(1)对隐含层的连接权值、RBF 基函数的中心和宽度三个参数进行二进制编码，再把三个参数的编码串在一起；

(2)确定适应度函数，计算神经网络对检测序列的预测值与实际值之间的误差，将误差的倒数设定为适应度；

(3)设置初始种群大小为 30，交叉概率为 0.4，变异概率为 0.2，迭代次数为 400 次。对初代种群进行选择、交叉和变异操作，生成子代种群；

(4)重复遗传的步骤，直到新种群中优化目标达到要求或达到迭代次数的上限，输出此时的最优解。

遗传算法的优化迭代过程如图 7 所示。

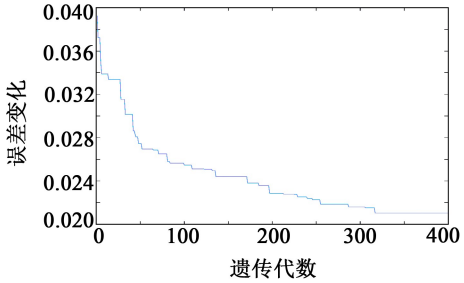
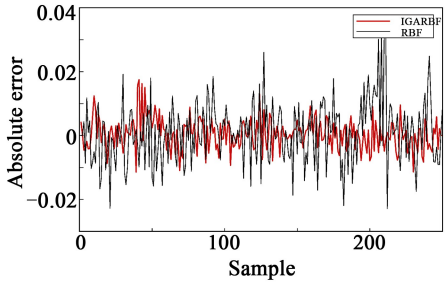


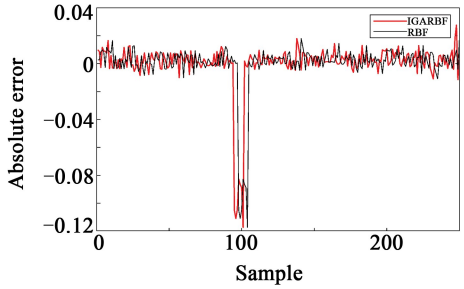
图 7　遗传算法迭代过程

优化后的混沌预测模型称为 IGARBF (Improved Genetic Algorithm-RBF)。其误差曲线如图 8 所示。

在 IGARBF 预测模型的测试过程中，无目标样本的最大误差均值为 0.021，有目标样本的最大误差均值为 0.132。从图 8 中也可以看出，IGARBF 预测模型对无目标样本的预测误差明显小于 RBF 模型，而对有目标样本的预测误差依然较大。可见遗传算法优化后的混沌预测模型对混沌序列具有更好的预测能力。



（a）　无目标



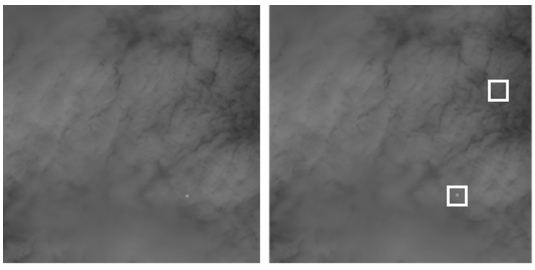
（b）　有目标

图 8　IGARBF 误差曲线

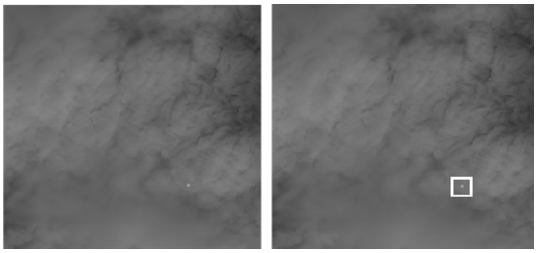
3.3　实验结果及分析

为了验证有效性，将本文提出的混沌预测算法与其他类型的方法进行对比。选择传统算法中的 LCM 算法和深度学习中的 Yolo V5 算法做对照实验。图 9 是某个单目标样本的检测结果。表 1 是几种算法的测试结果，从检测率、虚警率、平均耗时的角度进行比较。

其中检测率 $P_d=\frac{N_p}{N_r}$，虚警率 $P_a=\frac{N_f}{N_n}$。N_p 为检测到的真实目标的数量，N_r 为总的真实目标的数量，N_f 为检测到的虚假目标的数量，N_n 为用于检测的图像数量。



（a）　原图　　（b）　LCM 算法



(c) Yolo V5 算法 (d) 本文算法

图 9 三种算法对比测试结果

表 1 算法结果对比

算法	P_d/%	P_a/%	耗时/s
Yolo V5	58.3	4.2	0.08
LCM	76.7	41.6	1.42
RBF	81.6	2.5	0.23
IGARBF	86.7	0.83	0.25

从结果来看,改进的遗传算法优化后的混沌预测模型在检测率和虚警率两个指标上都有所提升。

LCM 算法的检测率和检测速度略低于本文算法,但它把云层背景中的许多高亮噪声都划分为目标,有很高的虚警率;Yolo V5 是 Yolo 系列的第五代算法,也是基于 R-CNN 框架的目前图像检测领域应用较广的卷积算法,平均耗时低于其他算法,但是在有限的训练样本条件下,无法发挥它在大样本下精准回归的优势,未能达到预期的检测精度,检测率较低。

遗传算法优化后的混沌预测算法在检测率与虚警率两方面的综合表现优于其余算法,检测速度仅次于 Yolo V5,针对云层背景下的红外小目标检测,取得了更好的检测效果。

4 结论

针对云层背景下红外小目标的检测问题,本文提出了一种基于混沌预测的检测方法。不同于传统算法中的线性检测方式,也不同于深度学习将目标检测处理成二分类问题的方式,本文从云层背景所固有的空间分形特征出发,验证了云层背景具有空间混沌性,在 RBF 网络的基础上构建混沌预测模型,使用遗传算法优化网络参数,最后通过预测误差实现对红外小目标的检测。

参考文献:

[1] Cui Z, Yang J, Jiang S, et al. An infrared small target detection algorithm based on high-speed local contrast method [J]. Infrared Physics & Technology, 2016, 76: 474-481.

[2] Wei Y T, You X G, Li H. Multiscale patch-based contrast measure for small infrared target detection [J]. Pattern Recognition, 2016, 58: 216-226.

[3] 李俊宏, 张 萍, 王晓玮, 等. 红外弱小目标检测算法综述[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(9): 1739-1753.
Li Junhong, Zhang Ping, Wang Xiaowei, et al. Overview of infrared dim small target detection algorithms[J]. Chinese J. of Image and Graphics, 2020, 25(9): 1739-1753.

[4] 梁 鸿, 王庆玮, 张 千, 等. 小目标检测技术研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(1): 17-28.
Liang Hong, Wang Qingwei, Zhang Qian, et al. Review of small target detection technology[J]. Computer Engineering and Application, 2021, 57(1): 17-28.

[5] 王好贤, 董 衡, 周志权. 红外单帧图像弱小目标检测技术综述[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(8): 9-22.
Wang Haoxian, Dong Heng, Zhou Zhiquan. Overview of dim and small target detection technology in infrared single frame image[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(8): 9-22.

[6] Chen C, Li H, Wei Y, et al. A local contrast method for small infrared target detection[J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(1): 574.

[7] Girshick R. Fast R-CNN[C]// Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 1440-1448.

[8] Zitnick C L, Dollar P. Edge boxes: locating object proposals from edges[C]// Proc. of the European Conf. on Computer Vision, 2014: 391-405.

[9] 张新钰, 高洪波, 赵建辉, 等. 基于深度学习的自动驾驶技术综述[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2018, 58(4): 438-444.
Zhang Xinyu, Gao Hongbo, Zhao Jianhui, et al. Overview of automatic driving technology based on deep learning[J]. J. of Tsinghua University (Science and Technology), 2018, 58(4): 438-444.

[10] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]// Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.

[11] 陈卫兵. 几种图像相似性度量的匹配性能比较[J]. 计算机应用, 2010, 30(1): 98-100, 110.
Chen Weibing. Comparison of matching capabilities in similarity measurements [J]. J. of Computer Applications, 2010, 30(1): 98-100, 110.

[12] 王兴元. 复杂非线性系统中的混沌[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003: 49-53.
Wang Xingyuan. Chaos in Complex Nonlinear Systems [M]. Beijing: Publishing House of Electronic Industry, 2003: 49-53.

[13] 曾丽萍. 基于混沌理论检测微弱信号研究综述[J]. 电子世界, 2019(3): 45, 47.
Zeng Liping. Overview of weak signal detection based on chaos

theory[J]. Electronic World, 2019(3): 45, 47.

[14] 韩　敏. 混沌时间序列预测理论与方法[M]. 北京：中国水利水电出版社, 2007: 35-40.
Han Min. Prediction Theory and Method of Chaotic Time Series[M]. Beijing: China Water & Power Press, 2007: 35-40.

[15] Mohajerani S, Saeedi P. A cloud detection algorithm for remote sensing images using fully convolutional neural networks[C]// 2018 IEEE 20th Inter. Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP), 2018: 1-5.

[16] Mohajerani S, Saeedi P. Cloud-Net: An end-to-end cloud detection algorithm for Landsat 8 imagery[C]// IGARSS 2019-2019 IEEE Inter. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2019: 1029-1032.

[17] Daniel T, Friedrich T. A simple method for detecting chaos in nature[J]. Communications Biology, 2020, 3(1): 11-24.

[18] Li Z Y, Dong J, Song Z K, et al. Prediction of ship roll motion based on combination of phase space reconstruction theory and Elman network[C]// IEEE Inter. Conf. on Information and Automation (ICIA), 2016: 686-689.

[19] 刘　宇, 张晓光, 秦小娟, 等. 基于 PSO 优化 RBF 神经网络的 MEMS 陀螺温度补偿[J]. 半导体光电, 2021, 42(6): 784-788.
Liu Yu, Zhang Xiaoguang, Qin Xiaojuan, et al. MEMS gyro temperature compensation based on PSO optimization RBF neural network algorithm[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2021, 42(6): 784-788.

[20] 刘晓光, 汪岳峰. 基于遗传算法的太阳能飞艇光伏阵列优化研究[J]. 半导体光电, 2020, 41(1): 39-43.
Liu Xiaoguang, Wang Yuefeng. Genetic algorithm-based topology optimization of photovoltaic array of solar-powered airships[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2020, 41(1): 39-43.

作者简介：

吴皆旺(1996—)，男，江苏省南通市人，硕士研究生，主要研究方向为红外小目标检测；

孙胜利(1970—)，男，博士，研究员，博士生导师，研究领域包括红外智能感知、光电仪器的设计方法和数字化制造。