

基于信息熵和残差神经网络的多层次船只目标鉴别方法

刘俊琦¹ 李智² 张学阳²

1 航天工程大学研究生院 北京 101416

2 航天工程大学 北京 101416

(nuaaliujq@163.com)

摘要 为剔除船只候选区域中的虚警目标,提出了一种基于信息熵和残差神经网络的多层次虚警鉴别方法。首先,基于船只和虚警图像切片在信息熵上的差异,采用信息熵阈值来去除候选区域中的大部分虚警。为进一步确认船只目标,设计了一种用于图像切片分类的深层残差神经网络模型,并采用网络“微调”的迁移学习策略对图像分类网络模型进行训练,实现对船只目标和虚警的自动分类。实验结果表明,该方法取得了不错的鉴别效果,能有效剔除岛屿、云层、海杂波等虚警,方法简单高效,后续无须进行复杂的鉴别工作。

关键词: 信息熵; 残差神经网络; 虚警鉴别; 迁移学习

中图法分类号 TP391

Multi-level Ship Target Discrimination Method Based on Entropy and Residual Neural Network

LIU Jun-qi¹, LI Zhi² and ZHANG Xue-yang²

1 Graduate School, Space Engineering University, Beijing 101416, China

2 Space Engineering University, Beijing 101416, China

Abstract In order to remove false alarms in the candidate regions of ship target, a multi-level false alarms discrimination method based on entropy and residual neural network is proposed. Firstly, based on the difference in entropy between the image slices of ships and false alarms, the most false alarms in the candidate regions are removed with the threshold of entropy. In order to confirm the ship target, a deep residual neural network model for image slice classification is designed and the transfer learning method called finetuning is adopted to train deep residual neural network, to realize the automatic classifying of the ship and false alarm. Experimental results show that the proposed method achieves a good discrimination effect and achieves effective elimination of false alarms such as islands, clouds and sea clutter. It is simple and efficient, and no complicated identification work is needed in the subsequent process.

Keywords Entropy, Residual neural network, False alarm discrimination, Transfer learning

1 引言

海面检测环境的复杂性,导致船只检测方法提取到的船只候选区域中包含许多虚警。为得到最终的船只目标,需要对船只候选区域做进一步的虚警剔除工作。常用的虚警鉴别方法可分为两类。1) 基于船只目标的几何外形特征。此类方法可通过提取目标的长宽比、面质比、圆度等特征来去除候选区域中的虚警,但是适用范围有限,并且鉴别阈值的选取大多依据人为经验确定^[1-2]。考虑到近岸船只与岸上地物目标在灰度与纹理特征上具有相似性, Xu 等^[3]采用霍夫变换的方法提取船只的形状特征,从而确认船只目标。文献[4]首先通过边缘检测和图像分割得到船只候选区域,然后融合高斯混合背景减法和三帧差分法提取候选区域中的目标。当目标的长宽比、外接矩形面积、轮廓等几何特征与船只特征重合时,以矩形框的形式框选目标,表示最终的船只检测结果。2) 基于特征分类的方法。首先采用尺度不变特征 SIFT、梯度直方图 HOG 或 Harris 算子来提取候选区域的特征向量,然后将特

征向量送入 SVM 分类器进行识别^[5]。Gan 等^[6]将正负样本的 HOG 特征送入 SVM 中进行训练,最终船只的检出率达到 72.7%。传统虚警鉴别方法的性能依赖于人工设计的特征的质量,人工设计的特征往往仅适用于特定场景,鲁棒性较差。为实现对候选区域中虚警的自动鉴别,本文提出了一种基于信息熵和残差神经网络的多层次虚警鉴别方法。首先通过分析船只与虚警的图像切片在信息熵上的差异,采用信息熵阈值对候选区域的图像切片进行初步筛选;然后基于残差神经网络对初步筛选后的切片做进一步分类,有效剔除候选区域中的虚警,保留最终的船只目标。多层次虚警鉴别方法的流程如图 1 所示。

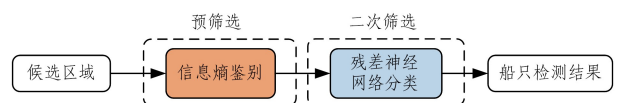


图 1 多层次虚警鉴别方法的流程图

Fig. 1 Flowchart of multi-level false alarm discrimination method

基金项目: 航天工程大学青年创新基金(520613)

This work was supported by the Space Engineering University Youth Innovation Foundation(520613).

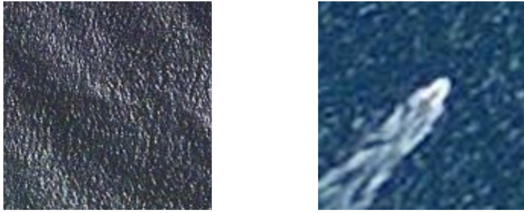
通信作者: 李智(lizhizys@139.com)

2 基于信息熵的船只候选区域的预筛选

对于二维图像而言,图像熵的大小体现了图像包含信息量的大小,通常用图像的一维熵来表示图像灰度分布的聚集特征所包含的信息量。图像一维熵的计算公式如式(1)所示^[7]:

$$H = - \sum_{i=0}^{255} p_i \log p_i \quad (1)$$

其中, p_i 表示图像中灰度值为 i 的像素点所占的比例, 255 表示最大的灰度值, $i = \{0, 1, 2, \dots, 255\}$ 。文献[8]基于船只和虚警在一维信息熵上的差异来完成虚警鉴别工作, 虽然能够去除大多数虚警, 但这种基于灰度值统计的计算方式忽视了图像灰度分布的空间特征。如图 2 所示, 两张图像切片的一维熵值相等, 但反映的具体内容存在巨大差异。



(a) 虚警切片 (b) 船只切片

图 2 一维熵值相等的虚警和船只切片

Fig. 2 False alarm and ship slice with same entropy value

为表征图像灰度分布的空间特征, 需要在一维熵的基础上加入能反映这种空间特征的特征量构成图像的二维熵。假设 i 表示图像中某像素点的灰度值, j 表示以该像素点为中心的邻域灰度均值。 i 和 j 组成特征二元组 (i, j) , 其中 $i, j \in [0, 255]$ 。 $f(i, j)$ 表示特征二元组 (i, j) 出现的次数, 假设图像的大小为 $M \times M$, 则 (i, j) 出现的概率 P_{ij} ^[7] 为:

$$P_{ij} = f(i, j) / M^2 \quad (2)$$

图像的二维熵 H 可表示为^[7]:

$$H = - \sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} p_{ij} \log p_{ij} \quad (3)$$

图像的二维信息熵不仅反映了图像的信息量, 而且突出了图像每一个像素点的灰度信息及邻域的灰度分布情况。因此, 本文统计了 1000 个船只切片和 1000 个虚警切片的二维信息熵值, 得到如图 3 所示的统计结果。

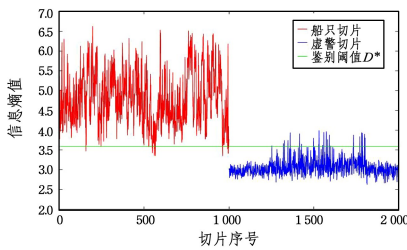


图 3 船只与虚警切片的熵值分布情况(电子版为彩色)

Fig. 3 Entropy distribution of ship and false alarm slice

为实现对两类切片的有效区分, 图 3 中鉴别阈值的选取应满足: 处在阈值以下的船只切片尽可能少, 绝大多数船只切片的信息熵值要在 D^* 之上; 处在阈值以上的虚警切片尽可能少, 以减少预筛选后的候选区域切片中的虚警数量。鉴别阈值的计算方式如式(4)所示:

$$D^* = \underset{[min, 0.01, max]}{\arg \min} \{CN(F_n - D > 0) + CN(D - T_n > 0)\} \quad (4)$$

其中, min 和 max 分别表示所有切片中的最小熵值和最大熵值, $D \in [min, max]$, $\Delta = 0.01$, $CN(\cdot)$ 表示满足条件的切片个数, T_n 表示船只切片熵值, F_n 表示虚警切片的熵值, n 表示切片序号, 最终求解得到的分割阈值 D^* 为 3.5868。由图 3 可知, 统计的切片中存在部分船只切片被误判为虚警, 部分虚警切片被误判为船只的情况。

为保证船只的召回率, 需要降低鉴别熵值, 以保证被漏检的船只数量尽可能少, 同时, 由此引入的虚警目标也增多, 因此还需要对经过信息熵预筛选后的候选区域切片做进一步的分类鉴别。

3 基于深层残差神经网络的虚警鉴别

上一节通过分析船只与虚警切片在信息熵方面存在的差异, 实现了对船只候选区域图像切片的初步筛选, 剔除了大量的虚警切片, 但由于遥感图像的成像环境复杂, 经过信息熵值初步筛选得到的图像切片中仍包含部分虚警切片。本节通过设计深层残差神经网络模型, 实现对图像特征的自动提取与学习, 无需人为设计复杂的鉴别特征。训练得到的网络模型能对初步筛选后的图像切片做进一步分类, 保留真正的船只切片。

3.1 图像分类模型

基于卷积神经网络的图像分类技术虽然能够实现特征的自动提取与分类识别, 但是需要大量的训练样本, 而有关船只的遥感图像公开数据集较少, 构建大规模训练数据集十分困难。因此, 针对小样本数据量的小尺度船只图像切片分类问题, 本文设计一种基于残差神经网络的图像分类模型, 采用迁移学习的方法来完成对图像分类模型的训练, 即先基于公开的大型数据集对网络模型进行预训练, 而后基于现有船只图像数据集对网络模型进行微调。针对海面检测场景下的候选区域切片分类问题, 本文基于残差构造块搭建图像分类模型, 采用 ReLU 函数作为激活函数, 并对网络每一层的输出数据进行批归一化, 以加快模型训练的收敛速度。如图 4 所示, 候选区域图像切片在输入网络前须将尺寸大小统一为 32×32 , 输入图像首先经过卷积层作用, 然后依次经过 4 个包含数个残差块的结构模块, 最后经过全连接层预测切片属于各个类别的概率大小。网络结构的具体参数如表 1 所列。

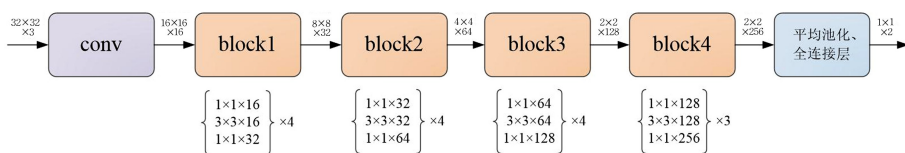


图 4 网络模型的整体结构

Fig. 4 Structure of network

表1 图像分类网络的参数

Table 1 Parameters of image classification network

层名称	输入大小	输出大小	中间层步长	残差学习单元结构×个数
conv	$32 \times 32 \times 3$	$16 \times 16 \times 16$	2	—
block1	$16 \times 16 \times 16$	$8 \times 8 \times 32$	2	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 16 \\ 3 \times 3, 16 \\ 1 \times 1, 32 \end{bmatrix} \times 4$
block2	$8 \times 8 \times 32$	$4 \times 4 \times 64$	2	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 32 \\ 3 \times 3, 32 \\ 1 \times 1, 64 \end{bmatrix} \times 4$
block3	$4 \times 4 \times 64$	$2 \times 2 \times 128$	2	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 128 \end{bmatrix} \times 4$
block4	$2 \times 2 \times 128$	$2 \times 2 \times 256$	1	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$
平均池化、全连接层和softmax	$2 \times 2 \times 256$	$1 \times 1 \times 2$	—	—

考虑到切片中的船只目标所占像素点少,本文采用 3×3 大小的卷积核进行特征提取,残差块采用 1×1 的卷积方式进行维数匹配。输入图像在经过步长为 2 的卷积核作用后,图像尺寸缩减至 16×16 ,然后依次经过 block1, block2, block3 模块,每个模块各包含 4 个残差单元,每个残差单元包含 3 层卷积层,并且其中的 3×3 卷积层的步长为 2,因此输出图像的尺寸缩小至 2×2 。与前 3 个模块不同,block4 模块只包含 3 个残差单元,特征矩阵在完成卷积运算后,经过平均池化最终转换为 $1 \times 1 \times 2$ 的张量,并经过全连接层和 softmax 层得到候选区域切片属于各类的概率大小。由于本文设计的图像分类模型的主要任务是剔除预筛选后的候选区域切片中的虚警,因此最终输出两个分类结果:背景(background)和船只(ship)。

3.2 样本数据集构建

本文主要采用 Kaggle 网站¹⁾上公布的遥感图像数据集作为图像分类模型的训练数据和测试数据。该数据集总共有 4000 张大小为 80×80 的 RGB 格式的图像,分为正样本(ship)和负样本(no-ship)两类。“ship”类总计 1000 张,其中的船只目标都位于图像中心且完整性好;“no-ship”类中大约有 1/3 的图像只包含船只目标的局部区域,其余均为不包含船只的背景图像。考虑到船只处在图像边缘时,容易发生船只成像不完整的情况,将“no-ship”类中只包含船只目标局部区域的图像归到“ship”类中。

船只实际在海面航行时会产生较长的尾迹,因此本文从 Google Earth 中截取了 156 张带尾迹的小尺度船只切片作为正样本数据集的补充,同时截取了 50 张尺寸为 1500×1500 的包含云层、海杂波以及海岸线等虚警的图像,并随机裁剪成小切片作为负样本数据集的补充。Google Earth 上扩充的负样本数据如图 5 所示。卷积神经网络的优势就是可以通过学习大量的样本数据来对新目标进行预测分类,因此本文采用随机翻转、加噪声和对比度调整等方式来对数据集进行扩充,具体效果如图 6 所示。扩充后的样本数据集(取名为 REDATA)的图像总量达到 7000 张,图像大小统一为 80×80 ,覆盖

多种类型的船只和虚警,正负样本比例约为 1:1.2。

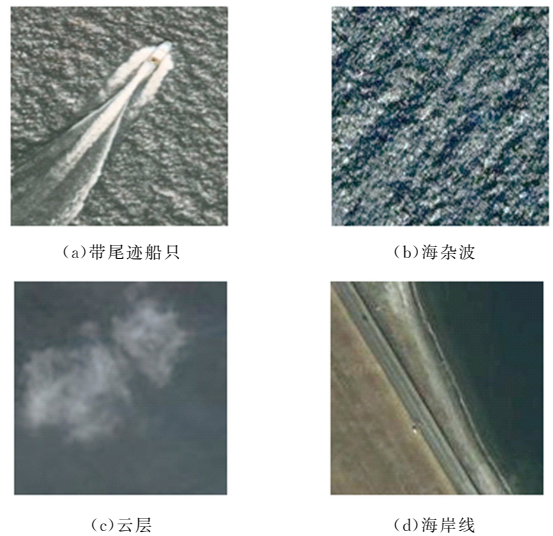


图5 从 Google Earth 中扩充的负样本数据

Fig. 5 Negative sample data augmented from Google Earth

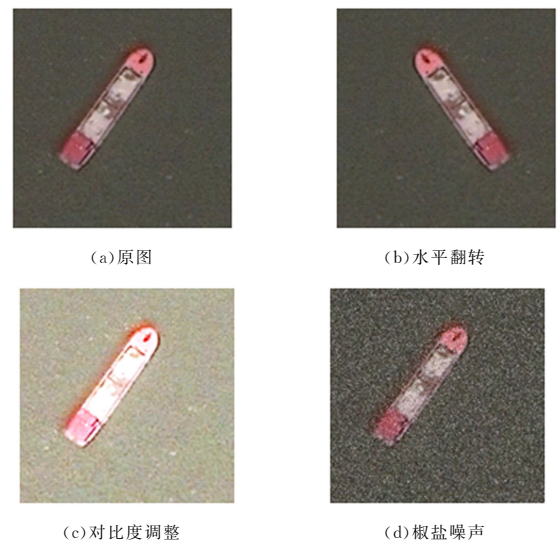


图6 数据集扩充方式

Fig. 6 Dataset expansion method

3.3 模型训练

本文设计的 40 层残差神经网络的参数空间较大,若直接采用 REDATA 样本数据集从头进行训练,极易发生过拟合问题,即在训练集上的准确率很高,而在测试集上的准确率却很低。因此,本文考虑采用迁移学习的方法对小样本图像分类模型进行训练,基于包含船只类数据的 CIFAR-10 数据集进行模型预训练。CIFAR-10 数据集是一个公开的小尺度图像数据集,包含 10 个类别,总计 60000 张图像,图像大小均为 32×32 ,每类含有 6000 张图像,训练集和测试集的比例为 5:1。

采用谷歌公司开发的 Tensorflow 深度学习框架,基于 slim 模型库搭建分类模型。以交叉熵作为损失函数,同时为避免训练中因模型拟合样本数据中的随机噪声而出现过拟合,在损失函数中增加了描述模型复杂度的正则项,采用反向传播算法和随机梯度下降法最小化损失函数,确定网络模型

¹⁾ <https://www.kaggle.com/rharmell/ships-in-satellite-imagery>

参数。实验环境:集成开发环境 Pycharm 2018. 1, 编译语言 python, 系统环境 Ubuntu LTS 16. 04, 电脑配置如表 2 所列。

表 2 实验所用电脑的配置信息

Table 2 Configuration of computer used in experiment

CPU	内存	显卡	显存
Intel Core i5 9600K @3.7 GHz	16 GB	NVIDIA RTX 2080 Ti	11 GB

(1)分类模型预训练:基于 CIFAR-10 数据集进行网络模型预训练,在训练集中随机抽取 33% 的训练样本作为验证集,训练迭代次数为 10000 次,学习率设置为 0.0001,每个批次的图像数量(batch size)为 500,保存模型的权重文件作为后续网络模型进行微调训练的基础。预训练模型在 CIFAR-10 测试集上的正确率达到了 94.33%。

(2)“微调”预训练模型:从 REDATA 样本数据集中随机抽取 33% 的训练数据作为验证集, batch size 为 200, 迭代次数设置为 6000, 初始学习率为 0.001, 并且学习率每间隔 2000 个训练步长缩小为原来的 1/10, 保存最终的模型权重文件用于后续的图像分类任务。模型在 CIFAR-10 测试集上的正确率达到了 98.52%, 图像分类网络模型的整体训练流程如图 7 所示。

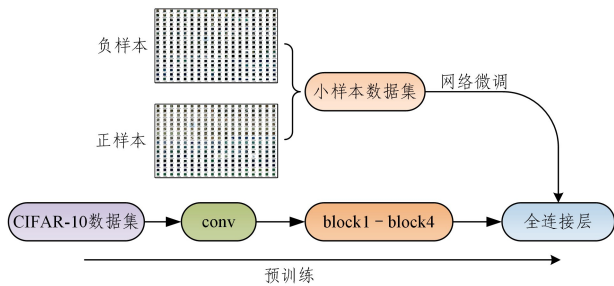


图 7 图像分类模型的训练流程图

Fig. 7 Training flow chart of image classification model

4 实验结果和分析

为验证本文所提多层次虚警鉴别方法的有效性,从 DOTA¹⁾、LEVIR²⁾ 遥感数据集以及 Google Earth 中挑选了 240 张包含船只目标的遥感图像构成测试集(取名为“Remote”),从 Remote 数据集中抽取多张典型海面检测场景遥感图像。首先采用文献[9]的方法提取船只候选区域及其最小外接矩形坐标,然后通过信息熵阈值鉴别方法对候选区域切片进行初步筛选,最后使用图像分类模型对初步筛选后的候选区域切片做进一步分类,并将确认为船只的切片标注在原图上。实验环境与 3.3 节图像分类模型训练的环境相同。

由图 8 的实验结果可知,除被云层覆盖的船只外,本文提出的多层次虚警鉴别方法能够较好地完成对候选区域的虚警鉴别工作,并依据候选区域最小外接矩形的坐标信息将判定为船只的目标标注在原图上。图 8(a)中矩形框标记区域内的船只目标由于大部分区域受云层覆盖,并且从对应显著图可以看出,船只目标与云层区域紧密相连,云层无法被有效抑制,因此无法将船只从云层中分离出来,导致船只被漏检。

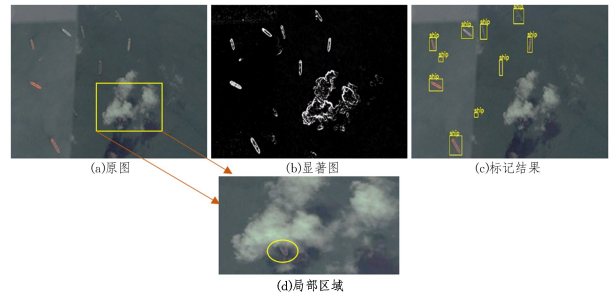


图 8 包含光照且存在阴影条件下的船只鉴别结果

Fig. 8 Ship discrimination results under light and shadow conditions

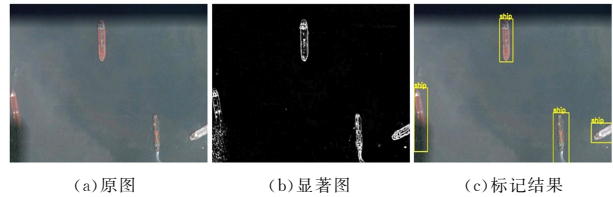


图 9 局部区域光照不均条件下的船只鉴别结果

Fig. 9 Ship discrimination results under uneven light conditions

遥感卫星上携带的光学相机由于以太阳光作为工作光源,成像效果受制于地物对太阳光的反射情况,容易存在类似图 9(a)所示的局部区域光照不均的情况。从鉴别结果来看,本文的虚警鉴别方法受光照不均衡的影响小。此外,由于前期在构建用于图像分类模型迁移训练的样本数据集时,考虑到遥感图像边界区域容易发生船只目标不完整的情况,已经在训练集中增加了此类样本数据,因此本文方法成功检测到了边界区域的船只目标。

由图 10 的鉴别结果可知,虽然存在部分云层干扰,但本文方法能够准确剔除此类干扰因素,保留最终的船只目标。

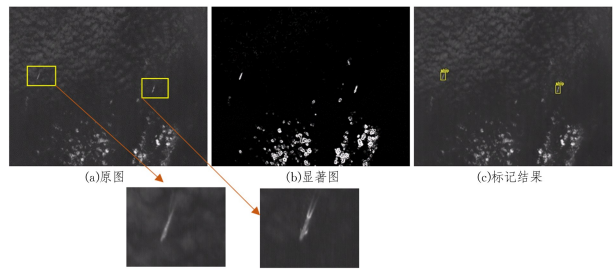


图 10 碎云干扰下的船只鉴别结果

Fig. 10 Ship discrimination results under clouds interference

为进一步评估本文虚警鉴别方法的性能,将其与文献[10]的方法以及 kNN 分类算法进行对比。文献[10]首先设置船只目标的长、宽、面积、紧凑度、长宽比 5 种外形特征的阈值范围,然后将提取到的船只候选区域的 5 种特征与对应的阈值范围进行对比,若在相应的阈值范围内,则该候选区域的权值加 1,当候选区域的权值小于 3 时则视为虚警;然后提取经过初步筛选后的候选目标的分形、纹理等复杂鉴别特征,采用特征分离法和支撑向量机完成虚警剔除工作。kNN 又称最近邻算法^[11],计算待分类数据到训练数据集中每个对象的距离,并按照距离大小进行排序,选取与待分类数据最近的 n 个训练对象,计算这 n 个对象属于各类别的概率,则待分类对象所属类别对应概率最高的类别。

¹⁾ <https://captain-whu.github.io/DOTA>

²⁾ <http://levir.buaa.edu.cn>

为定量分析各方法的虚警鉴别性能,采用精确度(Precision)、漏警率(MA)、虚警率(FA)以及检测平均耗时等评价指标对上述3种方法的性能进行评估。前3项评价指标的定义为:

$$\begin{cases} Precision = TS / (TS + TF) \\ MA = (TA - TS) / TA \\ FA = TF / (TS + TF) \end{cases} \quad (5)$$

其中,TA表示待判定候选区域图像切片中的船只目标总数,TS表示鉴别器正确判定为船只的图像切片数量,TF表示鉴别器将虚警判定为船只的图像切片数量。基于Remote数据集,采用文献[9]的方法提取得到的候选区域总数TP为385,通过目视判读可知,其中的船只目标数为326。各方法的性能对比结果如表3所列。

表3 各虚警鉴别方法性能对比

Table 3 Comparison of each false alarm discrimination methods

鉴别方法	TP	TA	TS	TF	Precision/%	FA/%	MA/%	平均耗时/s
本文方法	385	326	303	12	96.19	3.81	7.06	0.658
kNN	385	326	221	31	87.70	12.30	32.21	0.895
文献[10]方法	385	326	175	25	87.50	12.50	46.32	1.762

由表3可知,kNN检测方法虽然简单易实现,但是分类效果与待分类的候选区域图像切片质量相关性大,然而海洋区域的遥感图像的成像质量受海杂波、云层的干扰较大,因此kNN无法取得很好的虚警鉴别效果;文献[10]方法的虚警鉴别效果取决于船只目标特征提取的精度,由于遥感图像中的船只目标只占少数像素点,并且与背景的差异不明显,因此无法准确提取到各类鉴别特征,导致虚警鉴别效果不理想。本文提出的多层次虚警鉴别方法不需要人为设计鉴别特征,深层残差神经网络可自动对船只目标特征进行提取和学习,能够实现虚警的自动鉴别,因此各项评价指标明显优于kNN和文献[10]的方法。本文方法的虚警率控制在3.81%,并且耗时最短。总的来看,本文方法能较好地完成船只候选区域的虚警鉴别任务。

结束语 本文针对海面船只候选区域的虚警鉴别问题,提出了一种多层次虚警鉴别方法。先分析了船只与虚警切片在信息熵上的差异,再通过信息熵阈值来对候选区域切片进行预筛选。为得到最终的船只目标,设计了一种40层的深层残差神经网络来对预筛选后的图像切片做进一步分类。此外,针对小样本数据量的小尺度船只切片分类问题,首先基于CIFAR-10数据集对分类网络进行预训练,然后基于现有样本数据集对预训练模型进行微调,得到最终的图像分类模型。实验结果表明,本文提出的虚警鉴别方法能够实现对虚警的自动剔除,得到最终的船只目标,相比于传统的虚警鉴别方法具有更好的精确度和准确率。

参考文献

- [1] ZHU C,ZHOU H,WANG R,et al. A novel hierarchical method of ship detection from spaceborne optical image based on shape and texture features[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2010,48(9):3446-3456.
- [2] YU J Y,DAN H,WANG L Y,et al. A real-time on-board ship targets detection method for optical remote sensing satellite [C]//IEEE 13th International Conference on Signal Processing (ICSP). IEEE,2016:204-208.
- [3] XU J,FU K,SUN X. An invariant generalized Hough transform based method of inshore ships detection [C] // International Symposium on Image and Data Fusion. IEEE,2011:1-4.
- [4] ZHOU S,HONG S,GUO Q,et al. A Fusion Detection Algorithm of Motion Ship in Bridge Collision Avoidance System [C]//2017 Second International Conference on Mechanical, Control and Computer Engineering (ICMCCE). IEEE,2017:1-5.
- [5] SHI Z,YU X,JIANG Z,et al. Ship Detection in High-Resolution Optical Imagery Based on Anomaly Detector and Local Shape Feature[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing,2014,52(8):4511-4523.
- [6] GAN L,LIU P,WANG L. Rotation sliding window of the hog feature in remote sensing images for ship detection[C]//8th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID). IEEE,2015:401-404.
- [7] SUN Z. Digital image processing and recognition[M]. Beijing: Machinery Industry Press,2014:81.
- [8] XU F. Research on Key Techniques of Maritime Target Detection in Visible Bands of Optical Remote Sensing Images[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences,2013.
- [9] LIU J Q,LI Z,ZHANG X Y. Candidate Region Detection Method for Maritime Ship Based on Visual Saliency [J]. Computer Science,2020,47(S1):237-241.
- [10] CHENG H,LIU S T,SUN W B,et al. Ship target discrimination based on hierarchical feature description[J]. Remote Sensing for Land&Resources,2016,28(2):28-33.
- [11] HASTIE T,TIBSHIRANI R. Discriminant adaptive nearest neighbor classification[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1996,18(6):616.



LIU Jun-qi, born in 1995, postgraduate. His main research interests include object detection and artificial intelligence.