



智能系统学报

CAA TRANSACTIONS ON INTELLIGENT SYSTEMS

生成对抗网络辅助学习的舰船目标精细识别

王昌安, 田金文

引用本文:

王昌安, 田金文. 生成对抗网络辅助学习的舰船目标精细识别[J]. 智能系统学报, 2020, 15(2): 296–301.

WANG Chang'an, TIAN Jinwen. Fine-grained inshore ship recognition assisted by deep-learning generative adversarial networks[J]. *CAA Transactions on Intelligent Systems*, 2020, 15(2): 296–301.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201901004>

您可能感兴趣的其他文章

基于生成对抗网络的机载遥感图像超分辨率重建

Super-resolution reconstruction of airborne remote sensing images based on the generative adversarial networks
智能系统学报. 2020, 15(1): 74–83 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202002002>

基于视-触跨模态感知的智能导盲系统

An intelligent blind guidance system based on visual-touch cross-modal perception
智能系统学报. 2020, 15(1): 33–40 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201908015>

基于时空约束密度聚类的停留点识别方法

Stay point recognition method based on spatio-temporal constraint density clustering
智能系统学报. 2020, 15(1): 59–66 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201910026>

基于多粒度结构的网络表示学习


Network representation learning based on multi-granularity structure
智能系统学报. 2019, 14(6): 1233–1242 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201905045>

PG-RNN:一种基于递归神经网络的密码猜测模型

PG-RNN: a password-guessing model based on recurrent neural networks
智能系统学报. 2018, 13(6): 889–896 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201712006>

认知视角下的舆论观点句情感计算

Research on computation of affect in public opinion sentences from the cognition viewpoint
智能系统学报. 2017, 12(4): 498–503 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201607023>

 微信公众平台



关注微信公众号, 获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.201901004

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20190909.1056.002.html>

生成对抗网络辅助学习的舰船目标精细识别

王昌安, 田金文

(华中科技大学 多谱信息处理国家级重点实验室, 武汉 湖北 430074)

摘要: 针对近岸舰船目标细粒度识别的难题, 提出了一种利用生成对抗网络辅助学习的任意方向细粒度舰船目标识别框架。通过训练能模仿舰船目标区域的抽象深度特征的生成网络引入生成样本, 来辅助分类子网络学习样本空间的流形分布, 从而增强细粒度的类别间判别能力。在细粒度类别的近岸舰船数据集上, 引入生成对抗网络后的算法识别准确率得到较大提升, 平均识别精度提升了 2%。消融实验结果表明, 利用生成样本辅助训练分类子网络可以有效地提升舰船目标的细粒度识别精度。

关键词: 遥感图像; 近岸舰船; 舰船目标检测; 舰船识别; 舰船细粒度分类; 生成对抗网络; 深度学习; 图像处理
中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2020)02-0296-06

中文引用格式: 王昌安, 田金文. 生成对抗网络辅助学习的舰船目标精细识别 [J]. 智能系统学报, 2020, 15(2): 296-301.

英文引用格式: WANG Chang'an, TIAN Jinwen. Fine-grained inshore ship recognition assisted by deep-learning generative adversarial networks[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2020, 15(2): 296-301.

Fine-grained inshore ship recognition assisted by deep-learning generative adversarial networks

WANG Chang'an, TIAN Jinwen

(College of Automation, National Key Laboratory of Multispectral Information Processing Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: To solve the fine-grained inshore ship recognition problem, a multidirectional fine-grained ship recognition framework, which is based on deep-learning generative adversarial networks, is proposed. By training the generation network that can simulate the abstract depth features of the ship target area, the generated samples are used to assist the classification subnetwork in learning the manifold distribution of the sample space. Thus, the fine-grained discriminating power of the classification subnetwork is enhanced. Ablation experiment was conducted on the multi-category fine-grained inshore ship dataset, and the model assisted by generative adversarial networks achieved an average precision rate improvement of 2%. As shown in the comparative experiment, it is beneficial to train the classification subnetwork using the generated samples to solve the fine-grained inshore ship recognition problem.

Keywords: remote sensing image; inshore ships; ships detection; ships classification; fine-grained ships classification; generative adversarial networks; deep-learning; image processing

可见光遥感影像中的舰船识别是遥感信息处理应用的一个热点研究问题, 在敌情监测、战略部署以及船只监控等方面发挥着重要作用。其中, 近岸舰船的细粒度识别问题更具有挑战性, 相关研究也较少, 相比于远海区域的舰船目标, 近岸舰船目标的识别存在着以下难点: 近岸舰船目标所处的海陆背景环境更加复杂; 近岸舰船目

标短边尺度较小, 准确定位较为困难; 近岸舰船往往并排停靠, 难以有效地进行实例分离; 不同类别的近岸舰船目标在颜色和纹理上具有很高的相似性, 要实现细粒度的舰船类别分类有较高的挑战性。

传统的舰船识别算法往往借助于严格的先验知识以及人工设计的复杂特征, 其中文献 [1] 通过对直线段进行分析和组合实现了舰船目标检测, 但容易受陆地上建筑物和道路等的干扰; 雷琳等^[2]

收稿日期: 2019-01-06. 网络出版日期: 2019-09-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61273279).

通信作者: 田金文. E-mail: jwtian@mail.hust.edu.cn.

提出利用 Hausdorff 距离来衡量候选目标轮廓与给定舰船模板的相似性,并通过滑动窗口来搜索舰船目标,但该方法受限于舰船模板的单一性而难以检测种类多样的近岸舰船目标;文献[3]利用形状、纹理和长宽比等人工特征,使用支持向量机实现了5类舰船目标的识别,但人工特征表达能力较弱故无法完成细粒度的舰船目标分类,同时也难以与已有的舰船检测方法相结合实现端到端的识别。

基于深度学习的方法凭借优异的特征提取能力,得到了人们的广泛关注,其中, Lin 等^[4]基于语义分割的框架利用全卷积网络将遥感影像分割为海洋、陆地、船身和船头尾4类,最后采用后处理方法来完成舰船区域的提取,该方法需要繁杂的数据标注,同时也不能实现舰船类别的识别; Yang 等^[5]改进了任意方向的深度目标识别算法,提出了密集连接的多尺度特征金字塔融合网络实现了端到端的舰船检测,取得了一定的效果,但也没有实现舰船目标的细粒度识别。

近年来,基于对抗学习的深度生成模型得到了广泛关注^[6],在遥感信息处理方面也得到了应用, Xu 等^[7]利用生成对抗网络来生成样本辅助遥感影像的场景分类。在自然场景目标识别方面, Wang 等^[8]利用对抗学习的方法生成遮挡掩码来增强识别网络对目标遮挡、变形等的鲁棒性。由于近岸舰船目标中的部分类别往往存在样本不足的问题,限制了网络的细粒度分类能力,通过引入生成对抗网络可以实现数据增强,辅助分类器探索数据的流形分布,有利于最大化分类间隔从而提升类别判别能力,但目前还没有相关的研究。

本文针对近岸舰船目标细粒度识别的问题,提出了一个基于深度学习的舰船识别框架。该算法能够输出倾斜边界框从而实现更精确的舰船定位;采用了级联的独立分类子网络来完成细粒度的舰船识别,可以避免多任务学习的方式对分类任务的影响;然后利用一种对抗学习的方法,通过引入生成样本来进一步增强分类子网络的类别判别能力;最后在多类别的舰船目标数据集上进行了对比试验,结果表明,本文设计的新算法可以有效提升舰船目标的平均识别精度。

1 算法基本框架

本文算法的主要流程如图1所示,首先针对舰船目标角度分布多样性的特点使用了旋转候选区域网络 RRPN^[9] 提取舰船候选区域,然后去除

重叠度过高或背景较为简单的区域,接着利用旋转区域池化模块提取固定长度的区域特征,并进行候选区域的初步分类、候选检测框调整 and 角度回归,调整后的候选检测框会被重新池化并使用级联分类子网络实现细粒度分类,最后对目标框进行后处理作为最终的识别结果。整个网络的基本框架如图2所示,可以分为主干检测网络和 GAN 辅助学习的级联分类子网络两个部分。其中,主干检测网络属于两阶段的目标检测方法,用于实现舰船目标的定位和初步分类,使用端到端的方式进行训练,第一阶段和第二阶段采用了与文献[10]相同的损失函数。

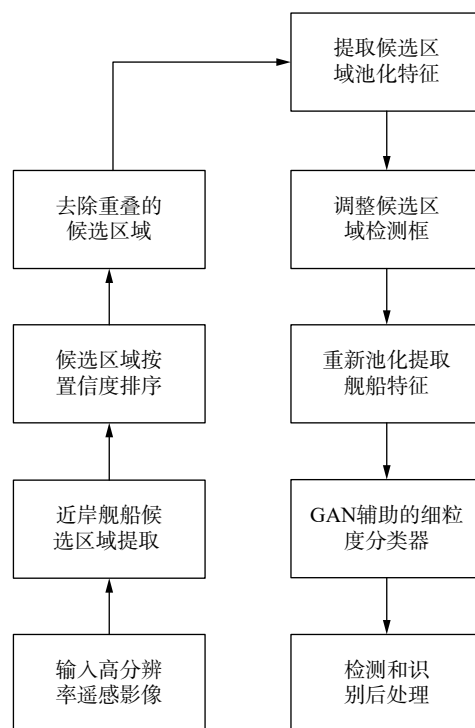


图1 本文算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the proposed method

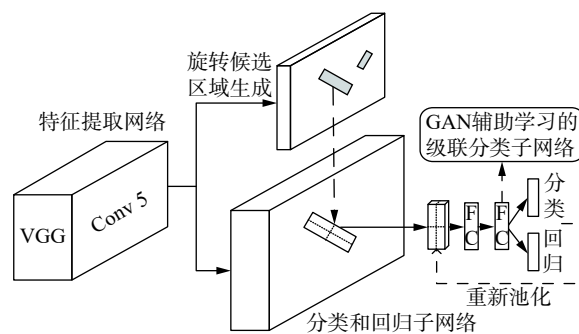


图2 本文的舰船目标识别算法框架

Fig. 2 Framework of the proposed ships recognition network

GAN 辅助学习的分类子网络用于实现舰船目标的细粒度识别,该部分与主干网络的第二阶段形成级联,以第二阶段的最后一个共享的全连

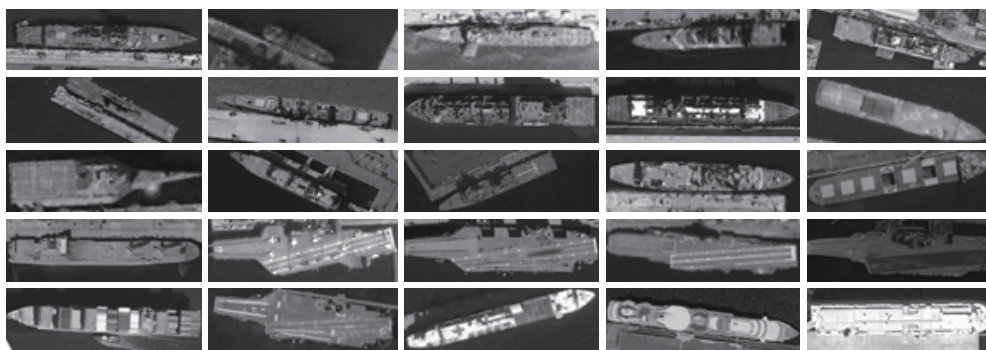


图4 数据集各类别缩略图

Fig. 4 Thumbnail of each category in dataset

3.2 参数设置

舰船类目标往往具有较为极端的长宽比,并且短边尺度通常较小,因此我们将主干网络的超参数设置如下:

1) 预设框尺度设置为 64、128、256、512,长宽比设置为 3:1、5:1、7:1,旋转角度设置为 9 个(从 -35° ~ 125° 平均划分)。

2) 为了避免在区域池化的过程中引入量化误差,使用了旋转区域池化模块的插值改进版^[5],有利于短边较小的目标提取更精准的区域特征。

3) 候选区域生成阶段的正样本设为与任一真实目标 IoU 超过 0.5 且角度偏差小于 15° 的预设框,与所有真实目标 IoU 都小于 0.2 的预设框被设为负样本。

4) 第二阶段候选区域的训练批量大小设为 256,正负样本比例设为 1:1,正样本 IoU 阈值设为 0.4,池化区域大小改为 10×5 ,全连接层隐藏单元数量均为 1 024。

主干网络在训练时图像大小设为 640×480 ,初始学习率为 0.001,使用动量随机梯度下降优化算法迭代 6×10^{-4} 步,学习率衰减系数为 0.1,衰减步数为 4×10^{-4} 、 5×10^{-4} 、 5.5×10^{-4} 、 5.8×10^{-4} 步。权重衰减系数为 5×10^{-4} 。级联分类器单独进行训练 30 个周期,生成器训练 15 个周期,每个批量大小为 3 张图像。

3.3 实验对比

本文使用文献[13]中的评测指标对舰船识别结果进行量化,首先我们训练了主干网络作为基准算法,结果如表2所示。通过引入级联的独立分类器,模型的平均识别准确率略有提升,与端到端的训练方式可以利用数据增强来扩充训练样本相比,直接训练级联分类器往往受限于训练样本的单一性,因此直接训练并不能充分地发挥级联分类器的优势。实验发现,通过对训练样本添加标准差随迭代步数衰减的高斯加性噪声,分类网络的性能可以得到进一步提升。

表2 实验对比

Table 2 Comparison of results				%
模型	召回率	准确率	mAP@0.5	
TextBoxes++ ^[14]	0.566	0.578	0.385	
Faster R-CNN ^[15]	0.662	0.801	0.573	
基准算法	0.765	0.757	0.620	
分类子网络	0.743	0.783	0.624	
分类子网络+衰减噪声	0.746	0.789	0.630	
分类子网络+GAN	0.750	0.808	0.644	

本文实验表明,相比于高斯加性噪声,使用生成样本做数据增强更为高效,如表2所示。基于GAN来辅助训练分类器平均识别精度提升了2%,准确率也得到了较大提升。由于级联分类网络并没有进一步的检测框调整,因此识别精度的提升主要是来源于分类子网络细粒度的类别判别能力的提升,从而直接验证了本文算法的有效性。

与其他开源的基于深度学习的方法相比,本文算法在识别细粒度的近岸舰船目标上也有明显优势。如表2所示,TextBoxes++^[14]是单阶段的任意方向文本目标检测器,同样适用于长宽比偏大且朝向任意的近岸舰船目标检测,但其平均精度仅为38.5%,主要原因是单阶段目标检测器对短边尺度较小的舰船检测并不友好,且该算法也没有对高层网络的语义信息和低层网络的细节信息进行恰当的特征融合,从而对细粒度类别舰船的判别能力较差。Faster R-CNN^[15]是经典的两阶段目标检测器,与本文算法不同的是在训练和测试时采用了水平边界框,因此这类方法定位精度较低,检测结果往往会包含过多的冗余背景区域,不利于提取精确的舰船区域特征用于类别判别,同时也无法区分舰船目标的朝向,如表2所示,该算法平均精度较低,仅为57.3%。可见,近岸舰船目标的细粒度识别问题对算法的类别判别能力有着较高的要求,本文所提的GAN辅助学习的分类子网络能在一定程度上提升整个网络的细粒度类别判别能力。

为了深入理解GAN辅助训练对分类子网络

带来的影响,本文使用 tSNE^[16]可视化工具对分类子网络最后一层的特征进行了可视化,如图5所示,其中相同颜色的数据点表示同一类别。经过对比可以发现,加入生成样本后训练得到的分类网络其特征的类内差异变小,相同类别的数据点更接近于圆形分布,这就意味着新的分类器具有更好的类间可分性。最后,本文对生成器的合成样本所对应的分类器特征也进行了可视化,如图6所示,大多数类别的生成样本具有较高的质量,既有良好的类间可分性,又具有一定的类内差异性,这有利于后续分类子网络的训练。

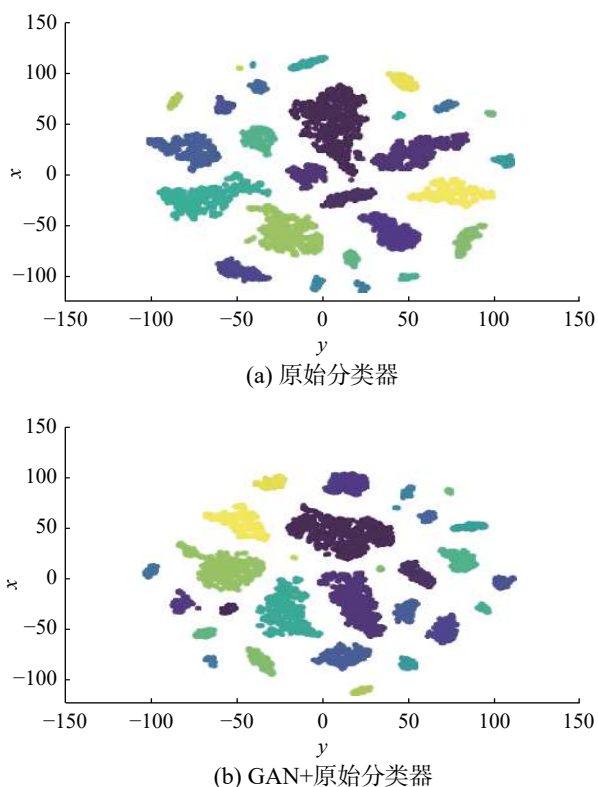


图5 分类器特征可视化

Fig. 5 Feature visualization of the classifier

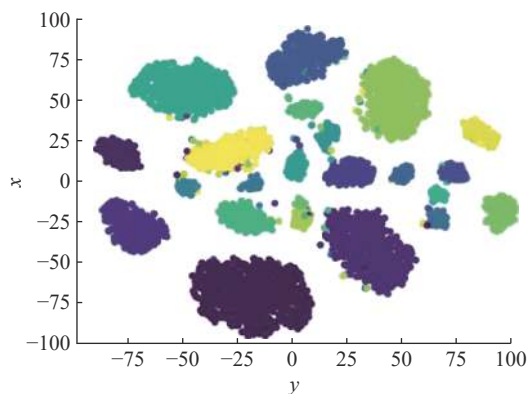


图6 生成样本的分类器特征可视化

Fig. 6 Feature visualization of the generated samples

3.4 实验结果可视化

图7是本文算法检测结果的可视化图像,图

中展示了算法在不同港口区域的舰船检测结果,不同的数字编号表示不同的类别,与图4中的排列顺序保持一致。首先,从检测结果可以看出本文算法对亮度变化、尺度变化和陆地背景的干扰都具有良好的鲁棒性,同时可以有效地识别出多种类别的近岸舰船目标。其次,如图所示,算法具有良好的细粒度类别判别能力,既能借助形状信息进行细粒度的类别分类:如类别3和类别7在内部结构上很相似,仅在舰船大小上有差异;同时也能够利用局部细节信息对形状相似的类别进行区分:如类别1和类别4大小相似,只在局部细节上具有差异比如类别4尾部是方形,而类别1的尾部是梯形。



图7 实验结果可视化

Fig. 7 Visualization of the detection results

4 结束语

本文提出了一个利用生成对抗网络辅助训练的舰船目标细粒度识别框架,通过设计级联的分类子网络,并利用生成样本来辅助学习,可以有效地提升分类子网络细粒度的类别判别能力,最后平均识别精度得到了较大提升。本文算法适用于通用的两阶段目标识别网络,且在实际应用中可将级联分类器的参数整合入主干网络实现端到端的推理,但如何将对抗学习的方法与主干网络结合起来实现端到端的训练,有待进一步的深入研究。

参考文献:

- [1] LIN Jiale, YANG Xubo, XIAO Shuangjiu, et al. A line segment based inshore ship detection method[M]//DENG Wei. Future Control and Automation. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012: 261–269.
- [2] 雷琳, 粟毅. 一种基于轮廓匹配的近岸舰船检测方法[J]. 遥感技术与应用, 2007, 22(5): 622–627.
LEI Lin, SU Yi. An inshore ship detection method based on contour matching[J]. Remote sensing technology and application, 2007, 22(5): 622–627.
- [3] 李毅, 徐守时. 基于支持向量机的遥感图像舰船目标识别方法[J]. 计算机仿真, 2006, 23(6): 180–183.
LI Yi, XU Shoushi. A new method for ship target recognition based on support vector machine[J]. Computer simulation, 2006, 23(6): 180–183.
- [4] LIN Haoning, SHI Zhenwei, ZOU Zhengxia, et al. Fully convolutional network with task partitioning for inshore ship detection in optical remote sensing images[J]. IEEE geoscience and remote sensing letters, 2017, 14(10): 1665–1669.
- [5] YANG Xue, SUN Hao, FU Kun, et al. Automatic ship detection of remote sensing images from google earth in complex scenes based on multi-scale rotation dense feature pyramid networks[J]. arXiv preprint arXiv: 1806.04331, 2018.
- [6] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]//Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montréal, Canada, 2014: 2672–2680.
- [7] XU Suhui, MU Xiaodong, CHAI Dong, et al. Remote sensing image scene classification based on generative adversarial networks[J]. Remote sensing letters, 2018, 9(7): 617–626.
- [8] WANG Xiaolong, SHRIVASTAVA A, GUPTA A. A-fast-RCNN: hard positive generation via adversary for object detection[C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, HI, USA, 2017: 1063–6919.
- [9] MA Jianqi, SHAO Weiyuan, YE Hao, et al. Arbitrary-oriented scene text detection via rotation proposals[J]. IEEE transactions on multimedia, 2018, 20(11): 3111–3122.
- [10] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago, Chile, 2015: 1440–1448.
- [11] CHENG Bowen, WEI Yunchao, SHI Honghui, et al. Revisiting RCNN: on awakening the classification power of faster RCNN[C]//Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision. Munich, Germany, 2018: 473–490.
- [12] RADFORD A, METZ L, CHINTALA S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks[J]. arXiv preprint arXiv: 1511.06434, 2015.
- [13] EVERINGHAM M, VAN GOOL L, WILLIAMS C, et al. The PASCAL visual object classes challenge 2007 (VOC2007) results[EB/OL]. University of Oxford, 2007. <http://host.robots.ox.ac.uk/pascal/VOC/>.
- [14] LIAO Minghui, SHI Baoguang, BAI Xiang. TextBoxes++: a single-shot oriented scene text detector[J]. IEEE transactions on image processing, 2018, 27(8): 3676–3690.
- [15] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[C]//Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montréal, Canada, 2015: 91–99.
- [16] VAN DER MAATEN L, HINTON G. Visualizing data using t-SNE[J]. Journal of machine learning research, 2008, 9(11): 2579–2605.

作者简介:



王昌安, 硕士研究生, 主要研究方向为遥感图像处理、计算机视觉。



田金文, 教授, 博士生导师, 中国电子学会高级会员。主要研究方向为计算机视觉及其应用、机器学习及其应用、自动目标识别及应用、遥感图像信息处理、目标光学特性建模与成像仿真。主持国家自然科学基金项目1项, 国家863项目多项, 发表学术论文20余篇。