

基于 RBWGAN 的特殊场景下机场围界入侵检测方法

胡宽博

民航机场规划设计研究总院有限公司华北分公司

【摘要】随着航空业的快速扩展，机场迎来了客流量与航班量的持续攀升，这给安全管理带来了前所未有的挑战。传统监控模式存在人工难以全面兼顾的问题；当前智能视频分析技术难以精确识别；传统数据增强方法也存在对特征的提取与重建能力不足。针对这些问题，本文提出了基于RBWGAN的生成对抗网络进行图像融合与生成的方法，并设计了新的特征生成结构，以实现更加精准的目标检测。该方法在复杂多变的环境条件下表现出色，为机场围界入侵检测提供了有效的解决方案。

【关键词】生成对抗网络、深度学习、围界安防、机场运行

Airport boundary intrusion detection method in special scenarios based on RBWGAN

Hu Kuanbo

Civil Aviation Airport Planning and Design Research Institute Co., LTD

【Abstract】 With the rapid expansion of the aviation industry, the airport has ushered in the continuous increase of the passenger flow and flight volume, which brings unprecedented challenges to the safety management. The traditional monitoring mode is difficult to fully handle manually; the current intelligent video analysis technology is difficult to identify accurately; and the traditional data enhancement method is also insufficient to extract and reconstruct features. To solve these problems, this paper proposes the method of image fusion and generation based on RBWGAN generative adversarial network, and designs a new feature generation structure to achieve more accurate object detection. This method performs well in complex and variable environmental conditions, providing an effective solution for airport boundary intrusion detection.

【Key words】 generation of adversarial network; deep learning; border security; airport operation

1 绪论

客运、通航航班不断增加，机场面积大且风险点分散的问题不断显现，人工巡检难满足安全需求。因此，引入数字视频监控技术监控机场关键区域，成为提升安全与管理效能的重要手段。同时，国际反恐形势紧张，机场安保面临更多挑战。飞行区安全防范关键在于围界视频监控系统，是安全首要防线。但防范区域广，手段需多样化。智能视频分析技术能自动识别异常行为并预警，将被动监控转为主动，提高监控与报警精准度和效率，保障机场安全运营。

随着安防科技的飞速进步，特别是摄像机硬件的迭代升级与深度学习轻量化技术的显著突破，为视频监控图像的信息挖掘与应用开启了新纪元。现今，目标检测算法领域主流分为两大流派：以 YOLO 系列^[1]为代表的一阶段快速检测算法，以及以 RCNN (Region-based Convolutional Neural Networks, RCNN) 系列^[2]为核心的两阶段高精度检测算法。随着无监督学习技术的兴起，特别是变分自动编码器 VAE (Variational Autoencoder, VAE)^[3]和生成对抗网络 GAN

(Generative adversarial network, GAN)^[4]的涌现，数据增强问题得到了创新性的解决途径。但其缺乏损失函数的有效约束，导致训练过程难以持续，容易陷入稳定状态，从而限制了新样本的生成能力。本文采用了基于循环附加块的 RBWGAN 的训练策略，将其应用于目标检测领域。

本文着重探讨机场围界区域的入侵对象检测与定位技术，目标是在全天候复杂环境中实现精准监控。此研究旨在提高机场围界监视的智能化水平，优化资源配置，并为智慧机场构建和智慧监视技术演进提供实践指导。总体而言，机场围界视频监控系统在确保飞行安全、升级机场安全管理方面扮演着不可或缺的角色。展望未来，随着技术持续进步和应用领域的拓宽，视频监控系统将在机场安全保卫中扮演愈发关键的角色。

2. 围界安防入侵目标检测方法

2.1 围界视频监控系统

在遵循行业实践和规范^[5]的前提下，我国多数支线机场

所采用的集中监控系统,在其子系统构建上表现出了高度的综合性和精确性。这一系统的核心组成部分包括枪式与球形摄像机、相应的辅助设备(如保温、防尘、红外装置)、通信基础设施(例如光缆和交换机)、视频分析处理模块、硬盘录像设备以及管理终端等一系列关键要素。该系统设计的主旨在于全面契合机场集中监控系统在监控、数据存储以及远程操作方面的多样化需求。

本研究针对机场飞行区周界监控,优化了摄像机选型与布局,确保全面监控。采用高可靠性数据传输,集成存储、管理及分析模块。

周界监控系统整合报警、广播、照明调控与监控功能,形成智能管理体系。系统支持多源告警即时响应,通过 SDK 或直接连接实现全面视频监控,部分机场已应用全景图增强安全。广播系统灵活播放,与告警联动紧急广播。照明设施可远程智能调控,增强夜间或紧急情境可视性。系统配备标准化接口,与上级平台无缝对接,促进信息共享,为机场安全管理提供技术支持。

2.2 主动识别

面对复杂多变的环境条件,目标检测任务面临巨大挑战^[6]。图像质量的明显下降不仅提升了特征提取的难度,还可能造成图像信息的局部遮挡或模糊^[7]。诸如弱光、沙尘暴、雨水、雪花等环境因素都是常见的干扰源。在此情境下,特殊天气对可视场景下目标检测可行性的影响尤为关键。若图像信息无效,则需依赖其他辅助系统,如防入侵红外系统或震动报警系统等。一、二类机场常安装防入侵系统或红外微波等探测设备形成联动防御,而三类及以下中小型机场可能仅部署视频监控系统,受限于资金与规模。

机器视觉主动识别技术主机的配置主要分为本地设置和集中识别两种模式。为提高效率、减少视频传输延迟和带宽消耗,通常采用本地识别模式。然而,无论哪种模式,视频处理的总码率不变,要求机器视觉主机的功耗控制在合理范围内。出于安全考虑,识别过程需离线进行,不便于联网更新模型参数。因此,需设计更多先验特征知识供主机学习,以提升识别效果和鲁棒性。

传统的模式识别方案,如模式匹配和增加网络深度,存在局限性。前者在特征提取和分类上的效果有限,后者在神经网络轻量化方面存在不足。针对这些问题,我们提出了数据增强方法,结合先验领域知识,构建基于生成对抗网络的前置模型,以增强目标检测模型的识别能力,提升模型的整体效果。

在自动编码器与生成对抗网络(GAN)的结合中,传统数据增强方法通过设计固定特征来生成虚假样本,但高维特

征的人为设计难以实现。因此,我们需要设计一种能够自动生成多维特征虚假样本的编码器,以增强目标检测模型的鲁棒性。

2.3 自动编码器

在 GAN 结构中,生成器根据随机噪声生成虚假样本,而鉴别器区分真实与虚假样本,并评估其相似度。两者通过训练不断提升能力:生成器增强欺骗性,鉴别器提高辨识精度。这种对抗关系可通过数学表达式详细阐述。

$$\min_G \max_D E_{x \sim P_r} [\log(D(x))] + E_{z \sim P_g} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (3.1)$$

其中 $x \sim P_r$ 代表真实数据的数据分布; $z \sim P_g$ 代表通过随机信息 z 生成的数据的分布形式。

在自动编码器应用中,GAN 的生成器 G 以噪声为输入生成强化信号,其架构设计对生成内容质量至关重要。该架构包括编码器和解码器,由卷积和解卷积层组成,通过压缩和跳跃连接促进信息传递。实验中,图像数据被转换为特征向量,生成的张量存储并输入检测系统,遵循原始预处理流程。我们借鉴 DCGAN 经验,选用 Conv2d 和 Conv2d_transpose 构建生成器与判别器,并测试多种激活函数后,在判别器中采用 Leaky ReLU 以优化性能。

基本 GAN 虽能生成虚假样本,但性能待提升。引入附加生成器可增强图像重建效果,如构建多生成器链式结构。例如通过构建包含多个生成器的链式结构($G=G_1 \rightarrow G_2 \rightarrow \dots \rightarrow G_N$, 其中 $N > 1$)来实现生成增强。受此启发,本实验设计了循环块(Recurrent Block)。其结构如下图 3-1 所示:

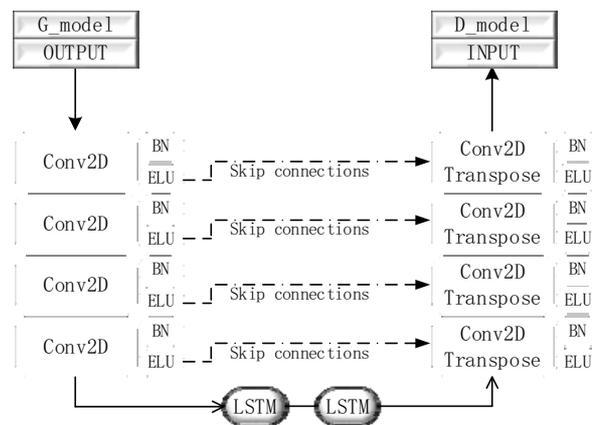


图 3-1 生成器附加器 RB 的主体结构

图示架构中,卷积层负责特征提取,编码器由四卷积层构成,解码器由四反卷积层构成。每层卷积后接批量归一化(BN)和 ELU 激活函数,增强非线性表达能力。编码器和解码器间插入 LSTM 与 Reshape 层,有效提取视频时间信息。采用跳跃连接,将编码器输出直接连接至解码器输入,缩短信息传递路径,保障特征重建,加速梯度更新,使模型快速稳定训练。处理后的输出送鉴别器评估。初步训练的 GAN

能生成有效特征样本，为优化性能，引入循环块（RB）。由于真实样本与虚假样本比例 $N:1$ ，判别器处理数据量增加 $n-1$ 倍。实验中，RB 输出通过跳跃连接与原始 GAN 相连，实现高效信息传递。

3.实验结果与分析

3.1 实验环境与数据集

实验环境包括：Ubuntu18.04 系统、Tensorflow2.X、Python2.X/Python3.X、GeForce RTX3090 GPU 24GB 显存、CPU i7-12700 八核处理器、64G 内存。

数据集包括自制数据集(华北地区某中小型机场围界监控数据)和通用目标检测数据集。数据集包含各种特殊环境，如雨天、雪天、沙尘、夜间等；数据集中检测对象包含人员、车辆、障碍物等。

3.2 实验

3.2.1 实验指标

本文采用了一系列定量评价指标以进行比较分析，具体包括平均精度均值（mAP@0.5）、召回率、精确率及 F1 值。其中，召回率衡量了模型正确预测为正例的样本占所有实际正例样本的比例，揭示了模型识别正例的全面性；精确率则评估了模型预测为正例的样本中，真正为正例的比例，体现了预测的准确性。F1 值作为精确率与召回率的调和平均数，其值域为 0 至 1，数值愈接近 1，表明模型性能愈佳。当精确率与召回率均保持高水平时，F1 值随之提升，这标志着模型在检测任务中达到了性能上的均衡状态。

3.2.2 基线模型

本研究注意到，YOLO 系列算法已内置数据增强技术，特别是 Yolov5 沿用了 Yolov4 的 Mosaic 方法。Mosaic 是对 CutMix 技术的拓展，通过结合四张图片生成新训练样本，

提升模型在复杂场景中的目标识别能力。

本文旨在深入对比分析 YOLO 系列内置数据增强方法与本文提出的生成对抗网络（GAN）模型，特别是残差块加权生成对抗网络（RBWGAN）的性能表现。

为验证 RBWGAN 的有效性，我们采用 yolo 模型进行测试，对比其在干净数据集、YOLO 自带数据增强、原始 GAN 及 RBWGAN 方法下的准确率。结果显示，本文提出的 RBWGAN 方法展现出显著优势，进一步证实了其有效性。

表 3.2 不同输入层下模型准确识别性能表（各项指标取实验结果修剪平均值）

	mAP (%)			
	mAP	Precision	Recall	F1
Clean_Data	0.794	0.812	0.797	0.789
Enhanced	0.884	0.921	0.884	0.910
Orgin_GAN	0.829	0.849	0.835	0.808
RBWGAN	0.928	0.947	0.914	0.921

4 结论

本文提出了一种基于 RBWGAN 的生成对抗网络，旨在复杂多变的环境条件下实现图像融合。设计了一种新颖的特征生成结构，采用编解码形式抽取并重建现有特征。通过构建循环生成块，实现特征的逐级抽取与跳跃连接，从而生成更加贴近自然特征的融合图像，使目标特征既突出又丰富，获得更加完善成熟的训练结果。该方法已应用于机场围界入侵检测，并取得了相较于传统检测算法更优的性能。值得注意的是，当前的图像生成（Image Generation, IG）训练方法主要通过预处理输入数据来提升效果，而未直接改变检测模型结构。未来，我们将进一步在模型的二维特征提取及上下文时序特征提取方面进行优化。

参考文献

- [1]Jiang, Peiyuan, et al."A Review of Yolo algorithm developments." Procedia computer science 199 (2022): 1066-1073.
- [2]He, Kaiming, et al."Mask r-cnn." Proceedings of the IEEE international conference on computer vision.2017.
- [3]Dai, Bin, and David Wipf."Diagnosing and enhancing VAE models." arXiv preprint arXiv: 1903.05789 (2019).
- [4]Goodfellow Ian, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al.Generative adversarial nets[C]//Advances in Neural Information Processing Systems.2014; 2672-2680.
- [5]《民用航空运输机场安全保卫设施》(MH 7003/T-2017)
- [6]董兵, 耿文博, 杨轲, 等.基于改进 YOLOv5 的机场目标检测方法[J].现代计算机, 2023, 29 (06): 19-26.
- [7]王阳, 袁国武, 瞿睿, 等.基于改进 YOLOv3 的机场停机坪目标检测方法[J].郑州大学学报(理学版), 2022, 54(05): 22-28.DOI: 10.13705/j.issn.1671-6841.2021287.