

基于深度学习的 图像识别算法优化及其在安防监控中的应用效能研究

卢莹莹

阜新高等专科学校, 辽宁 阜新 123000

摘要: 随着安防需求的不断增长, 深度学习图像识别技术在安防监控领域发挥着至关重要的作用, 鉴于这一背景, 本文深入探讨了深度学习图像识别算法, 围绕模型结构、训练策略、损失函数以及实时性与计算效率提升几个方面详细阐述了算法的优化策略。同时, 全面分析了该技术在人脸识别、行为分析、车辆与车牌识别等安防监控中的多方面应用, 并对其应用效能进行了研究, 本次研究为该领域的进一步发展提供理论与实践参考。

关键词: 深度学习; 图像识别算法; 安防监控; 算法优化

Optimization of Image Recognition Algorithm Based on Deep Learning and Its Application Efficiency in Security Monitoring

Lu, Yingying

Fuxin Higher Vocational College, Fuxin, Liaoning, 523808, China

Abstract: With the increasing demand of security, deep learning image recognition technology plays a vital role in the field of security monitoring. In view of this background, this paper deeply discusses the deep learning image recognition algorithm, and elaborates the optimization strategy of the algorithm around model structure, training strategy, loss function, real-time performance and calculation efficiency improvement. At the same time, the application of this technology in face recognition, behavior analysis, vehicle and license plate recognition and other security monitoring is comprehensively analyzed, and its application efficiency is studied. This study provides theoretical and practical reference for the further development of this field.

Keywords: Deep learning; Image recognition algorithm; Security monitoring; Algorithm optimization

DOI: 10.62639/sspis13.20250201

近年来, 随着城市化进程的加速和社会治安形势的复杂化, 安防监控的重要性愈发凸显。数据显示, 全球安防市场在 2023 年已达到 1670 亿美元规模, 并以约 8.2% 的年增长率稳步攀升。与此同时, 深度学习技术的快速进步为安防领域注入了新的活力, 特别是在图像识别领域, 卷积神经网络 (CNN) 和生成对抗网络 (GAN) 等先进算法的应用, 极大地提升了人脸识别、行为分析以及车辆识别的精准度和效率。在此背景下, 国家层面对于智慧城市建设的推动也起到了关键作用, 如《“十四五”数字经济发展规划》中明确提及要深化人工智能在公共安全领域的应用。这一系列技术进步与政策支持的结合, 为传统监控系统向更加智能化、实时化和精准化的方向发展提供了有力条件, 也为深度学习图像识别算法的进一步优化和实际应用开辟了广阔前景。

一、深度学习图像识别算法概述

深度学习是一类基于人工神经网络的机器学习技术, 其通过构建具有多个层次的神经网络模型, 自动从大量数据中学习复杂的特征表示。在图像识别领域, 卷积神经网络 (CNN) 是最为

广泛应用的深度学习模型之一, 该模型利用卷积层中的卷积核在图像上滑动进行卷积操作, 有效提取图像的局部特征, 池化层进一步降低特征图的分辨率, 减少计算量并保留关键特征, 全连接层则对提取的特征进行整合分类, 实现图像类别的判定^[1]。递归神经网络 (RNN) 及其变体长短期记忆网络 (LSTM) 和门控循环单元 (GRU) 在处理序列图像数据、捕捉图像间的时间依赖关系方面表现出色, 适用于视频分析等动态图像场景。生成对抗网络 (GAN) 在生成器和判别器的对抗训练后, 能够生成逼真的图像样本, 辅助图像识别模型的训练, 增强模型的泛化能力。

二、图像识别算法的优化策略

(一) 模型结构优化

为适应不同复杂度的图像识别任务, 对模型结构的优化至关重要。一方面, 设计更深层次的神经网络可以学习到更抽象、高级的图像特征。如 ResNet 可引入残差连接, 解决深层网络梯度消失的问题, 使得构建上百层甚至上千层的网络成为可能, 使图像识别精度更高^[2]。另一方面, 采用更宽的网络结构, 增加每层神经元的数量, 能够增强模型的表达能力, 捕捉图像更丰富的细

(稿件编号: IS-25-1-1011)

作者简介: 卢莹莹 (1989-), 性别: 女, 汉族, 籍贯: 吉林省四平市, 学历: 大学本科, 职称: 副教授, 研究方向: 计算机。

节信息。此外, 结合多种结构优势的混合模型也不断涌现, 如 Inception 系列网络采用多分支并行结构, 不同分支使用不同尺寸的卷积核同时处理图像, 兼顾了不同尺度的特征提取, 有效提升了模型性能。

(二) 训练策略优化

训练策略直接影响模型的收敛速度和性能。首先, 合适的优化器选择是关键。随机梯度下降 (SGD) 及其变体 Adagrad、Adadelata、Adam 等在不同场景下各有优劣。Adam 优化器结合了自适应学习率和动量项, 在多数情况下能够快速收敛, 被广泛应用。其次, 采用正则化技术防止过拟合。L1 和 L2 正则化将会对参数施加约束, 促使模型学习更具泛化能力的特征^[3]。Dropout 技术在训练过程中随机丢弃部分神经元, 使模型避免对某些特征过度依赖, 增强鲁棒性。再者, 数据增强方法可对原始图像进行翻转、旋转、裁剪、添加噪声等操作, 扩充训练数据量, 丰富数据多样性, 提升模型在不同场景下的识别能力。

(三) 损失函数设计与优化

损失函数衡量模型预测结果与真实标签之间的差异, 引导模型参数更新。对于多分类任务, 常用的交叉熵损失函数能够有效衡量分类误差。然而, 在一些复杂的安防场景下, 如不平衡数据集的人脸识别 (不同人群样本数量差异大), 传统交叉熵可能导致模型偏向多数类样本^[4]。此时, 可采用加权交叉熵、Focal Loss 等改进的损失函数, 为少数类样本分配更高权重, 使模型更关注难分类样本, 提升对各类别样本的识别均衡性。在目标检测任务中, 结合定位误差与分类误差的综合损失函数, 如 YOLO 系列使用的损失函数, 能同时优化目标框的位置与类别预测, 实现精准的目标识别与定位。

(四) 实时性与计算效率提升

在安防监控实时性要求下, 提升计算效率尤为重要。模型量化是一种有效的方法, 将模型参数从高精度数据类型 (如 32 位浮点数) 转换为低精度 (如 8 位整数), 在不显著损失精度的前提下大幅减少存储需求和计算量。采用轻量级模型架构, 如 MobileNet、ShuffleNet 等专为移动端或资源受限环境设计的网络, 利用深度可分离卷积等技术降低计算复杂度, 同时保持较好的识别性能, 满足安防监控前端设备实时处理图像的需求。此外, 利用硬件加速技术, 如 GPU 并行计算、FPGA 现场可编程门阵列、专用 AI 芯片等, 充分发挥硬件资源优势, 加速模型的训练与推理过程, 提升系统整体实时性。

三、深度学习在安防监控中的应用

(一) 人脸识别技术

深度学习人脸识别模型应用于在门禁系统中, 能够快速且准确地识别人员身份, 提高验证通行权限的效率。与传统的刷卡、密码方式相比, 人脸识别更加安全便捷。刷卡方式可能存在卡片丢失、被盗用的风险, 而密码方式则可能面临被

破解或者遗忘密码的问题。人脸识别技术可对人员面部特征进行识别, 有效防止非法闯入。在一些企业、学校、住宅小区等场所, 安装了人脸识别门禁系统后, 可以严格控制人员的进出, 确保只有授权人员能够进入特定区域。人脸识别技术还可以与监控摄像头、报警系统联动, 形成更加完善的安全防护体系。当有未授权人员试图闯入时, 系统可以立即发出警报, 并通知安保人员进行处理。

在公共场所监控中部署高清摄像头与人脸识别系统联动, 可以实现实时追踪特定人员的功能, 在刑侦、反恐等领域发挥着关键作用^[5]。在火车站、机场、商场等人员密集的场合, 安装人脸识别系统可以对可疑人员进行实时监控。一旦发现目标人物, 系统立即发出警报通知安保人员, 以便及时采取相应的措施⁶。此外, 人脸识别系统还可以与大数据分析技术相结合, 对人员的活动轨迹进行分析, 为治安管理和犯罪侦查提供有力的支持。对大量的监控数据进行分析, 可以发现潜在的安全隐患和犯罪线索, 提高公共安全水平。

结合活体检测技术是保障人脸识别系统可靠性的重要手段, 利用眨眼、点头、张嘴等人脸的生理特征或红外热成像信息, 可以有效抵御照片、视频等伪造人脸攻击。照片和视频攻击是人脸识别系统面临的常见安全威胁之一, 如果不能有效地识别这些伪造人脸, 将会给安防系统带来严重的安全隐患。活体检测技术基于人脸动态特征分析结果, 可以准确地判断人脸是否为真实的活体, 从而确保识别结果的真实性。同时, 红外热成像技术也可以作为一种有效的活体检测手段。人体的温度分布具有独特的特征, 红外热成像设备可以检测到人脸的温度分布情况, 从而判断人脸是否为真实的活体, 这种技术不受光照条件的影响, 具有较高的准确性和可靠性。

(二) 行为分析与异常检测技术

深度学习算法可以对大量正常行为样本进行学习, 从而构建出精确的行为模型, 有效地识别各种异常行为模式。监控视频中可以识别奔跑、打斗、徘徊、攀爬等行为, 使这种技术在校园安防和工厂车间等场景中具有重要意义。在校园中, 深度学习算法可以实时监测学生的异常举动, 首先学习学生日常行为, 一旦出现校园暴力行为或意外事故的前兆行为, 系统能够及时发出警报, 预防校园暴力和意外事故的发生。同理, 在工厂车间里, 深度学习算法也可以用来检测工人是否存在违规操作、离岗等行为, 及时发现潜在的安全隐患, 避免因工人的不当行为导致生产事故。例如, 在研究的工厂环境监测系统中, 虽然主要侧重于环境监测, 但也可以根据工人行为分析结果, 及时发现工人在危险区域的异常行为, 从而保障工厂的安全生产。

3D CNN 这一类基于时空特征的深度学习模型, 能够同时考虑视频的时间序列和空间信息, 从而更精准地捕捉行为的动态变化, 提升异常检测的准确性。3D CNN 能够有效地处理视频数

据, 不仅考虑了视频中每一帧图像中的物体位置和形状等特征, 还可以考虑时间序列信息, 即物体在不同时间点的运动变化。这种综合考虑使得模型能够更全面地理解人员行为, 从而更准确地检测出异常行为。例如, 在检测奔跑行为时, 3D CNN 可以分析连续多帧图像中人物的位置变化和速度变化, 从而准确判断出人物是否在奔跑。

基于时空特征的深度学习模型能够及时发现潜在安全隐患, 以校园安防为例, 如果系统检测到有学生在校内徘徊且行为异常, 管理人员可以及时采取措施, 派遣保安人员进行询问调查, 防止潜在的安全问题发生。在工厂车间中, 如果检测到工人违规操作, 管理人员也可以立即进行纠正, 避免生产事故的发生。

(三) 车辆与车牌识别技术

深度学习模型的应用为交通管理带来了诸多便利, 而车牌识别技术更是智能交通管控的基础, 基于深度学习的端到端车牌识别模型进一步提高了识别效率与准确率, 推动了智能交通系统的高效运行。

深度学习模型在交通安防领域中, 可用于对车辆类型、颜色、品牌等特征进行识别, 深度学习模型能够基于大量训练数据, 自动学习到不同车辆特征的模式和规律。以卷积神经网络(CNN)为例, 它可以有效地提取图像中的特征, 对于车辆的外观特征如形状、线条、颜色分布等具有很强的识别能力。在辅助交通管理部门统计车流量方面, 深度学习模型可以实时对道路上的车辆进行检测和分类, 深度学习模型能够利用安装在道路上的摄像头采集图像数据, 快速且准确地识别出不同类型的车辆, 并统计其数量, 为交通管理部门提供了重要的决策依据。在识别违规行驶车辆方面, 深度学习模型同样表现出色, 对于大货车闯禁行区、不按车道行驶等违规行为, 深度学习模型可以基于对车辆的位置、行驶轨迹的分析, 及时发现这一情况并发出报警。

车牌识别技术是实现智能交通管控的基础, 高精度的车牌识别算法能够在复杂光照、遮挡、模糊等情况下准确提取车牌字符信息, 为电子警察抓拍违法车辆、停车场自动计费管理等场景提供了关键支持。在复杂光照条件下, 车牌识别算法需要具备良好的光照适应性, 对图像进行灰度化、增强和平滑处理, 可以减少光照对车牌识别的影响。同时, 采用合适的特征提取算法和分类器, 能够提高车牌字符的识别准确率, 以 Roberts 算法为例, 该算法可边缘检测简化图像信息, 确定车牌的具体位置。在遮挡和模糊情况下, 车牌识别算法需要具备较强的抗干扰能力。可以采用图像修复技术对遮挡部分进行修复, 或者利用多帧图像融合的方法提高模糊图像的清晰度。此外, 深度学习模型在处理遮挡和模糊图像方面也具有一定的优势, 在大量的训练数据中, 可以学习到不同遮挡和

模糊情况下的车牌特征, 提高识别准确率。

基于深度学习的端到端车牌识别模型省去了传统方法中的复杂预处理步骤, 直接从图像输入输出车牌字符, 提高了识别效率与准确率。传统的车牌识别方法通常需要进行图像采集、预处理、车牌定位、字符分割、字符识别等多个步骤, 每个步骤都需要进行复杂的算法设计和参数调整。而基于深度学习的端到端车牌识别模型可以直接将图像输入到神经网络中, 自动学习图像中的特征, 输出车牌字符信息, 该方法极大地简化了识别流程, 提高了识别效率, 而且由于神经网络可以自动学习到最优的特征表示, 因此识别准确率也得到了显著提高。举例来说, 基于深度学习的车牌识别网络 LeNet-5-L 可以将车牌识别分为两个阶段, 运用 OpenCV 库函数对车牌图像预处理, 再结合垂直投影分割方法将车牌分割为 7 个独立字符图像, 从而降低图像特征提取难度, 使车牌中各字符的识别率提升, 并加快车牌识别速度。

四、结束语

深度学习图像识别算法的优化及其在安防监控中的深入应用, 为安防领域带来了前所未有的智能化变革。深度学习图像识别技术通过不断改进模型结构、训练策略、损失函数以及提升计算效率, 能够在安防监控各环节展现出卓越的性能, 显著增强了安防系统的预警、识别与处置能力。然而, 随着安防需求的日益复杂和多样化, 仍面临诸多挑战, 如隐私保护问题、小样本学习困境、复杂环境下的性能瓶颈等。未来, 需要进一步加强跨学科研究, 融合计算机视觉、机器学习、密码学、心理学等多领域知识, 持续优化算法, 拓展应用场景, 在保障社会安全的同时, 兼顾伦理道德与法律规范, 推动安防监控智能化迈向更高水平, 为构建安全、和谐的社会环境奠定坚实基础。

参考文献:

- [1] 伍爱群, 韩佳. 基于机器学习的计算机网络图像识别系统分析及建议[J]. 中国科技信息, 2024, (20): 109-111.
- [2] 庄晓奇, 张莉君, 方敏. 基于 ARM9 与移动目标识别算法的安防监控系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2010, 18 (07): 1540-1542.
- [3] 关健荣. 图像识别技术在“AI+ 安防”服务实战中的应用[J]. 无线互联科技, 2022, 19 (10): 81-83.
- [4] 姜威. 计算机图像识别技术“AI+ 安防”助力服务实战应用研究[J]. 网络安全技术与应用, 2020, (11): 153-155.
- [5] 曹佳庆. 基于 PON 技术的安防监控系统优化与性能提升研究[J]. 中国高新科技, 2024, (17): 61-63.