基于深度学习的图像识别在计算机科学中的应用研究

王倩

石家庄经济职业学院, 河北 石家庄 050599

摘要: 基于深度学习的图像识别是计算机科学领域的前沿技术, 也是推动人工智能发展的核心驱动力。结合深度学习模型在图像处理中的高效性、准确性等特征, 应以技术创新为基础, 通过优化算法模型、构建专业数据集平台、引入轻量级框架等方式, 提升计算机的图像处理能力和复杂任务识别水平, 完善深度学习模型在计算机科学领域的通用性能力, 促进计算机智能决策分析的发展, 推动计算机科学向智能化方向转型。

关键词: 深度学习; 图像识别; 计算机科学; 应用困境; 优化策略

Research on the Application of Image Recognition Based on Deep Learning in Computer Science

Wang, Qian

Shijiazhuang Economic Vocational College, Shijiazhuang, HeBei, 050599, China

Abstract: Image recognition based on deep learning is the frontier technology in the field of computer science, and it is also the core driving force to promote the development of artificial intelligence. Combined with the characteristics of high efficiency and accuracy of deep learning model in image processing, we should take technological innovation as the basis, improve the image processing ability and complex task recognition level of computer by optimizing algorithm model, building professional data set platform and introducing lightweight framework, improve the universality of deep learning model in computer science, promote the development of computer intelligent decision analysis and promote the transformation of computer science to intelligence.

Keywords: Deep learning; Image recognition; Computer science; Application dilemma; Optimization strategy

DOI: 10.62639/sspis39.20250202

基于深度学习的图像识别是一种依托卷积神经网络等多层网络结构, 通过端到端训练自动提取图像特征并实现智能分类的技术体系, 其核心在于深度学习算法对图像复杂特征的表达和理解。计算机科学通过神经网络设计、分布式计算、内存优化等核心技术为该技术提供系统支撑, 两者在图像处理、模型训练和系统部署等环节形成了深度融合。当前, 从科研创新到工业生产, 从公共服务到社会治理等各个领域对智能化处理的需求日益增长, 这不仅要求计算机科学构建深度学习技术适配的系统架构, 也需要在数据采集、模型训练和部署应用等方面形成完整的技术解决方案。为此, 以应用创新为导向, 在计算机科学领域深化深度学习图像识别技术的研究与实践, 有助于突破算法瓶颈、优化资源配置, 推动技术架构的轻量化、泛化和高效化发展, 实现技术突破与实际应用协同推进的目标。

一、基于深度学习的图像识别在计算机科学应用的作用

基于深度学习的图像识别作为计算机科学前沿技术, 其应用体现在图像处理能力提升、复杂任务识别水平增强和智能决策分析优化三

个维度, 结合深度学习技术的系统性特点, 探讨其对计算机科学发展的推动机制, 为计算机领域理论创新奠定基础。

(一) 有利于提升计算机图像处理能力
作为人工智能领域的重要突破, 基于深度学习的图像识别不仅是驱动计算机视觉技术革新的核心要素, 同时也是提升计算机科学应用力的重要支撑^[1]。深度学习技术通过其独特的多层神经网络结构, 与计算机科学的基础架构形成了深度融合、相互促进的关系。在图像处理领域, 这种技术融合主要体现在, 一是, 在图像预处理环节, 深度学习模型通过卷积网络结构和非线性变换, 结合残差连接实现图像增强、去噪和修复等基础处理任务, 通过端到端的学习方式自适应调整处理参数, 使得图像质量优化的精度和效率得到显著提升。二是, 在图像分割与配准方面, 基于深度学习的方法可以通过层次化特征提取和语义理解, 精确识别图像中的目标边界和关键特征点, 实现亚像素级的定位精度, 这极大地提升了计算机对图像内容的理解和处理能力。

(二) 有利于增强计算机复杂任务识别水平
计算机复杂任务识别水平的提升, 不仅取决于基础算法的创新突破, 同时也依赖于深度学习技术在计算机科学领域的深度应用与融合。

(稿件编号: IS-25-2-17002)

作者简介: 王倩 (1981-), 女, 汉族, 河北省石家庄人, 石家庄经济职业学院, 讲师职称, 本科学历, 学士学位, 研究方向: 主要从事计算机科学与技术。

当前,随着深度学习技术的快速发展,基于深度学习的图像识别突破了传统计算机视觉系统的技术瓶颈,通过深度学习神经网络结构与计算机系统的结合,极大地拓展了复杂视觉任务的边界。一是,深度学习模型凭借其强大的特征表达能力,能够在复杂背景下准确识别和定位多目标,即使在光照变化、遮挡干扰、视角变换等复杂环境中,也能保持稳定的识别性能,大幅提升了计算机视觉系统在实际场景中的适应能力。二是,在多模态场景理解层面,深度学习的图像识别技术通过融合时序信息、空间特征和语义关联,使计算机系统能够同时处理图像序列、视频流和场景语义等多维度数据,实现对运动目标跟踪、人机交互、场景解析等复杂视觉任务的识别。

(三) 有利于促进计算机智能决策分析

计算机智能决策分析要在坚持技术创新和科学发展的理念基础上,充分发挥深度学习图像识别技术助推计算机科学智能化升级的作用。基于深度学习的图像识别通过端到端的深度神经网络结构,为计算机系统的智能决策能力提供了新的技术支撑,极大地拓展了智能分析的应用边界。一是,深度学习模型通过对海量视觉数据的语义理解和知识挖掘,使计算机系统能够从图像信息中提取关键决策特征,建立起从视觉感知到决策推理的认知映射,不仅提升了智能系统的决策精度和分析效率,也扩展了决策分析的信息维度和应用场景,为计算机系统的智能化决策提供更全面的数据支撑^[2]。二是,在场景理解与推理层面,深度学习的图像识别技术通过建立视觉特征与决策目标之间的深层关联,使计算机系统能够基于图像内容进行场景评估、风险预测和行为规划,有效支持了智能系统从数据分析到知识推理的深度转化,通过多维度的特征关联提升计算机智能决策的分析水平。

二、基于深度学习的图像识别在计算机科学应用的制约因素

人工智能是当前推动全球科技创新的重大课题,深度学习图像识别技术的发展是我国推进计算机科学领域智能化转型的重要抓手。随着计算机技术的快速发展,深度学习在图像识别领域取得了显著进展。在面向智能化的新发格局中,深度学习图像识别技术在计算机科学领域的应用仍存在训练数据规模、计算资源配置、模型通用性等突出问题,制约了其发展进程。

(一) 算法模型训练数据不足

算法模型训练数据是深度学习图像识别技术在计算机科学领域应用发展的基础要素,也是实现计算机系统智能化升级的重要支撑。近年来,随着深度学习技术在计算机科学领域的快速发展,基于深度学习的图像识别应用取得了显著进展,但由于训练数据集构建复杂性高、

质量标准严格,导致模型优化所需的数据资源严重短缺,样本规模和类别分布不均衡,数据标注精度和深度不够,成为制约该技术应用的主要瓶颈。一方面,在数据标注方面,数据标注的专业性要求高,不仅需要大量时间和资金投入,而且在医疗影像、工业检测、遥感图像等细分领域存在专业知识门槛,导致高质量的标注数据的积累速度难以满足深度学习模型训练需求和迭代优化。另一方面,由于不同场景下的图像数据分布差异较大,呈现出类别不平衡、场景多样化、光照变化、视角转换等复杂特点,在数据采集和构建过程中难以覆盖所有应用场景,同时由于数据隐私保护、采集成本、存储规范等实际问题的限制,获取特定领域的训练数据面临诸多障碍。

(二) 计算资源消耗过大

计算资源消耗是深度学习图像识别技术在计算机科学领域应用发展的关键制约,直接影响计算机系统架构的创新升级进程。当前,随着人工智能技术的快速发展,计算机系统在处理复杂视觉任务时面临着计算效率与资源开销的突出矛盾,这不仅体现在深度学习模型对硬件设施的高要求,同时在大规模计算环境中的资源调度与优化难以满足应用需求。一方面,深度学习模型在进行图像识别任务时需要大量计算资源支持,主流深度学习模型如 ResNet 等复杂网络结构使得模型训练和推理过程都需要依赖高性能 GPU 计算支持,这不仅带来了巨大的硬件投入成本,同时也导致能源消耗急剧增加,计算资源的占用往往会达到系统承载的极限^[3]。另一方面,由于深度学习模型的计算密集特性,在计算机系统部署过程中容易出现内存溢出、显存不足等资源瓶颈问题,这种高强度资源消耗不仅影响了系统的整体性能和响应速度,也限制了模型在边缘计算设备等计算资源受限场景下的应用范围,使得基于深度学习的图像识别应用难以在实际环境中得到广泛部署。

(三) 模型通用性能力欠缺

模型通用性能力提升是深度学习图像识别技术在计算机科学领域实现创新发展的关键要求,但在实际应用中仍存在模型适应性不足、迁移能力有限等突出问题,深度学习技术的应用效果与计算机科学领域的实际需求之间存在明显差距。在计算机科学的多元化应用场景中,深度学习模型的泛化能力与适应性和发展潜力,同时也限制了计算机系统智能化升级的广度。一方面,深度学习模型在特定领域和固定场景下表现出色,但由于过度依赖训练数据的分布特征和预设条件,导致模型在面对计算机科学领域中的不同任务类型和复杂应用环境时难以保持稳定的识别性能,当遇到与训练数据分布存在偏差的新场景时,模型的识别准确率会显著下降,难以适应计算机系统动态变化的实际需求。另一方面,现有深度学习模型

在计算机科学领域中表现出较强的领域专属性和任务局限性, 不同任务之间的知识迁移与特征复用能力不足, 这导致模型难以在图像分类、目标检测、语义分割等多样化的计算机视觉任务之间实现灵活切换和协同, 每个新的应用场景往往需要重新训练专门的模型。

三、基于深度学习的图像识别在计算机科学应用的发展措施

国家《新一代人工智能发展规划》为计算机科学领域深度学习技术应用提供战略指导。面对计算机系统智能化升级需求, 深度学习图像识别技术需要构建标准化数据平台、轻量化模型架构、完善迁移学习体系, 建立从数据采集、模型优化到知识迁移的完整技术链条, 提升计算机系统智能处理能力。

(一) 构建专业数据集平台

构建专业数据集平台是提升深度学习图像识别技术在计算机科学领域应用效能的基础支撑, 同时也是推动计算机系统智能化升级的重要保障。第一, 要加强数据治理顶层设计, 构建标准化的数据采集与标注体系。要落实国家关于数据要素市场化配置的战略部署, 在资金投入上加大对专业数据集建设的支持力度, 建立政产学研多方协同的数据生态体系, 制定数据采集和标注的统一规范, 同时建立数据质量评估机制, 通过专业化团队和标准化流程为深度学习模型训练提供高质量的数据基础。同时要优化数据资源的组织与管理架构。要结合计算机科学领域的应用需求, 建立涵盖分类、检测、分割三大核心任务的标准化数据平台和评估体系, 扩大数据集的覆盖范围与应用深度, 构建细粒度的数据分类体系, 确保数据的完整性和准确性, 同时构建基于云计算的数据存储与分发系统, 实现数据资源的高效调度与共享复用, 建立数据安全保护和权限管理机制^[4]。第三, 推动数据采集方式的智能化升级。实现数据自动化采集技术的系统化研发与应用, 构建主动学习与智能标注相结合的数据生产模式, 通过计算机视觉技术辅助数据标注和质量验证, 在真实场景中部署智能传感设备, 建立多源异构数据的融合处理机制, 提升数据资源在计算机视觉任务中的适用性与泛化能力。

(二) 引入轻量化模型框架

以轻量化框架创新为核心, 构建深度学习图像识别技术在计算机科学领域的高效资源配置体系, 加快推动智能化应用的广泛普及。第一, 要强化模型架构的轻量化设计。基于深度学习技术发展规律, 在模型结构优化上注重计算效率与性能平衡, 通过网络剪枝、知识蒸馏、参数量化等技术手段, 构建适应计算机系统实际部署需求的轻量化深度学习框架, 深化算法压缩与模型优化技术的创新应用, 降低模型在实际应用中的计算开销, 提升系统运行效率。同时要突破计算资源利用的瓶颈制约。要持

推进模型计算框架的优化升级, 通过算子融合、计算流水线重构等方式提升硬件资源利用效率, 构建面向不同计算平台的自适应调度机制, 推进异构计算环境下的资源协同与优化配置, 实现深度学习模型的高效部署。同时深化计算加速技术的创新应用, 推动模型并行化、分布式训练等高性能计算方案在计算机系统落地, 建立计算资源动态调度与负载均衡机制, 提升模型训练和推理过程的计算效率。第三, 要加快模型部署的智能化升级。要深入挖掘计算机系统的硬件特性, 结合边缘计算、移动端推理等实际需求, 构建动态可调的计算资源分配策略, 优化模型运行时的资源调度方案, 促进深度学习模型与计算机系统的深度融合。

(三) 开发迁移学习方案

迁移学习作为提升深度学习图像识别通用性的重要技术路径, 目的在于增强模型迁移能力的同时促进计算机科学领域多场景应用的融合发展。第一, 要统筹迁移学习框架设计, 构建良好的知识迁移环境。要积极推动模型预训练与领域适应的技术融合, 要系统开展特征提取与映射机制的深入研究, 根据计算机视觉任务特点与实际应用需求, 构建高效的场景自适应迁移策略和模型优化机制, 通过深度学习领域适应技术提升模型迁移能力, 推动深度学习模型在计算机系统通用化发展和性能优化^[5]。第二, 完善知识迁移支撑体系。在特征迁移方面, 要充分利用预训练模型的特征表达能力和泛化优势, 加快推进跨任务知识迁移和能力拓展, 建立特征映射与优化的标准化流程与评估机制, 提升模型的迁移学习效果。在任务迁移方面, 要深化计算机科学领域的多样化应用研究和技术创新, 构建高效的跨任务学习机制, 推进通用型视觉模型的持续优化和性能提升。在场景迁移方面, 深化计算机系统的异构计算研究和资源配置, 提升深度学习模型在不同平台场景中的部署效能和环境适应能力。第三, 要充分发挥特征映射、知识迁移和环境适应的协同作用。通过构建知识蒸馏的技术体系和评估框架, 强化模型知识表达与任务适配的融合创新水平, 优化自适应迁移算法的实现路径和性能指标体系, 提升深度学习在计算机科学中的通用化应用水平。

参考文献:

- [1] 郑远攀, 李广阳, 李晔. 深度学习在图像识别中的应用研究综述 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(12): 20-36.
- [2] 罗先圣. 基于深度学习的图像目标识别技术研究 [D]. 中国地质大学(北京), 2021. DOI:10.27493/d.cnki.gzdzy.2021.000211.
- [3] 郑远攀, 李广阳, 李晔. 深度学习在图像识别中的应用研究综述 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(12): 20-36.
- [4] 胡惠贤. 基于异构平台的视频图像识别算法研究与实现 [D]. 华南理工大学, 2016.
- [5] 郭丽丽. 基于深度学习的图像分类方法研究 [D]. 中国矿业大学, 2016.