

基于深度学习的生活垃圾分类方法现状与展望

黄乐程¹
HUANG Lecheng

摘要

随着计算机视觉应用的突破性发展以及垃圾分类智能化需求的日益增长,基于深度学习的垃圾分类技术成为生活垃圾分类的主流发展趋势。基于深度学习的垃圾分类典型方法主要包括基于 ResNet、DenseNet、单阶段目标检测方法和卷积神经网络与迁移学习相结合方法等。文章系统梳理各分类方法的技术特色和适用效果,介绍了有限的垃圾分类公开数据集图像获取及数据情况,指出深度学习在垃圾分类应用中面临数据集依赖、多目标小物体检测率低、轻量型网络模型少等瓶颈问题。聚焦问题,提出了深度学习技术在生活垃圾分类中应用的重点研究领域,并对未来研究发展趋势予以展望。

关键词

深度学习; 卷积神经网络; ResNet; DenseNet; 单阶段目标检测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.03.028

0 引言

随着我国生活垃圾产生量逐年上升,中国已经成为全球垃圾产量第二大国。为此,推行垃圾分类,促成垃圾回收与利用,成为建设美丽中国的重要治理举措。近年来,随着人工智能技术的发展与运用,将深度学习技术应用于垃圾分类,实现垃圾分类智能化、自动化已经成为该领域发展的热点。

1 基于深度学习的生活垃圾分类方法综述

深度学习是机器学习领域新的研究方向。深度学习通过组合低层特征形成更加抽象的高层表示属性类别或特征,以发现数据的分布式特征表示。它模仿人脑的机制来解释数据,可处理大规模、高维度和复杂性数据,在图像、语音识别、自然语言处理等领域被广泛应用。在垃圾分类领域,应用深度学习模型及算法进行垃圾分类及检测已经成为主流发展方向。近年来,随着垃圾分类精准性、实时性要求的不断提升,应用于垃圾分类的深度学习模型也不断改进。笔者依据不同深度学习模型对现有深度学习垃圾分类方法梳理总结如下。

1.1 基于 ResNet 的方法

ResNet 由获得 2023 未来科学大奖的微软亚洲研究院 (MSRA) 何恺明团队提出,传统深度学习拟合的是输入 x 与输出 y 之间的关系 $y=H(x)$, ResNet 创造性地改为拟合残差函数 $F(x)=H(x)-x$,在残差值为 0 时,残差连接相当于对前一个计算节点进行恒等映射,有效避免了网络性能的下降,残差不为 0 时则相当于学习到了额外的特征值,从而整体上提升了网络性能。其基本框架如图 1 所示。

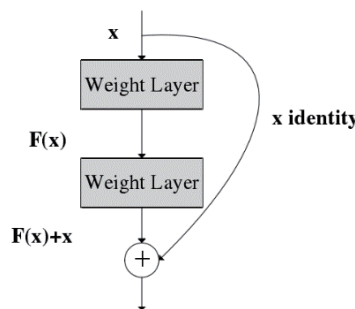


图 1 ResNet 基本框架

ResNet 被深度卷积神经网络广泛应用,为提升模型学习效果,学者们从特征提取和特征传递角度对 ResNet 进行了改良优化,其中代表性的有以下几种。

(1) Adedeji O 等人^[1]用 ResNet50 提取图像特征,搭配支持向量机 (support vector machine, SVM) 作分类器,提出了新的智能垃圾分类系统,在 TrashNet 数据集上获得了 87% 的准确率。

(2) Song F 等人^[2]提出的智能垃圾分类 DSCR-Net 网络,结合了 ResNet 和 Inceptionv-4 的优点,使模型的多尺度特征提取更高效,解决了引入缩减模块导致的模型不易收敛问题,准确率达到 94.38%。

(3) 董子源等人^[3]在 ResNet101 网络基础上引入注意力机制和特征融合方法,提出了垃圾图像分类算法模型 GC-Net,在华为垃圾分类数据集上取得了 96.73% 的准确率。

(4) Wang Y 等人^[4]基于 ResNet 算法和区域建议网络 (region proposal network, RPN) 训练出了垃圾自动检测模型,同时提出新的数据融合和增强策略,很好地克服了区域误检问题,具有高精度的检测能力。

1. 吉首大学通信与电子工程学院 湖南吉首 416000

(5) VO A H 等人^[5]为提高网络分类性能,优化了 ResNet 模型,在全局平均池化层之外加两个全连接层,能快速提升分类模型的泛化性能,保持其稳定性,但模型对塑料、金属、纸的分类表现不佳。

(6) Kang Z 等人^[6]基于 ResNet-34 模型,从优化输入图像的多特征融合入手,增强残差单元的特征重用,设计新的激活函数,以适应小目标物体检测和分类需要,但优化后的模型不适用嵌入式边缘设备。为此,诸多学者致力于对模型进行轻量化改进。袁建野等人^[7]基于 ResNet-50 模型,提出轻量级残差网络 MAPMobileNet-18,将参数量减少为原来的 1/8。Yaqing G 等人^[8]设计的垃圾分类轻量级模型 GA-MobileNet,在 ResNet50 基础上采用分组卷积和深度可分离卷积减少参数和计算量,利用通道注意力机制以获得更高分类精度,能应用于嵌入式设备。

1.2 基于 DenseNet 的方法

DenseNet^[9]借鉴了 ResNet 的残差网络(直接连接输入和输出)设计,并利用密集连接将其发扬光大。DenseNet 将所有层互相连接,每层都输入前面所有层的输出。增强特征重用和梯度流动,从而提高模型的精度和泛化能力。

(1) Susanth G S 等人^[10]将 DenseNet169、AlexNet、VGG16、ResNet50 在 TrashNet 上进行训练,最终 DenseNet169 以 93.6% 的准确率高于其他模型。

(2) Bircanoglu C 等人^[11]构建了基于 Densenet121 的垃圾分类网络 RecycleNet,改变了 DenseNet121 的连接模式(密集块内跳跃连接),减少了参数量,缩短了检测时间。

(3) Mao W L 等人^[12]在 DenseNet121 基础上利用遗传算法,优化全连接层的超参数,提高了原算法的平均分类精度,最高精度达到了 99.6%,证明用遗传算法优化全连接层的可行性。

1.3 基于单阶段目标检测的方法

单阶段目标检测方法^[13]用卷积网络提取原始图像的高级特征,预测物体分类概率和位置坐标。算法检测速度快,可学习到物体泛化特征;但精度低,对小物体检测效果不佳。其主流算法包括 YOLO(you only look once)、SSD(single shot multibox detector)等。

(1) Liu Y 等人^[14]优化了 YOLOv2 网络模型,将 Darknet-19 替换为 MobileNet 以提取特征,用目标盒维数聚类来提高其综合性能,将优化后的模型移植到嵌入式模块中,得到优良的分类效果。

(2) 宁凯等人^[15]以 YOLOv2 为主模型,经改良优化提出了 YOLOv2-dense 网络模型,能有效利用图像的高分辨率

特征,较好实现图像特征的复用与融合,提升目标特征提取能力,抑制梯度弥散问题,可适用不同背景、光照、角度和分辨率场景的适时垃圾分类和精确检测。

(3) KUMAR S 等人^[16]利用 YOLOv3 算法在自制数据集上的 mAP 值达到了 94.99%,验证了 YOLOv3 算法的出色特性和泛化能力。

(4) 吴子沛等人^[17]为增强小目标垃圾检测的精确度,改进了 YOLOv3 网络模型,以 GIoU 替代 IoU,用 K-means 聚类分析调节锚框尺度,构建了面向瓶罐识别分类的网络模型,将识别精确率提高了约 4%。

(5) YE A 等人^[18]在 YOLO 基础上,提出自动编码器神经网络模型,由卷积特征提取器、预测器和解码器组成,以 3210 万个参数和每秒 60 帧的检测速度,实现了 69.70% 的准确率。

(6) MA W 等人^[19]提出的 LSSD 算法,通过串联不同层次和尺度的特征,构建具有更强语义信息的特征金字塔,缓解了 SSD 算法容易丢失小目标的问题,并用 Focal Loss 函数代替传统损失函数,提升了检测精度。

1.4 基于卷积神经网络与迁移学习相结合的方法

深度学习依赖数据集训练以提升性能,而现有垃圾分类公开数据集的数量较少,有限的标注数据集制约了深度学习技术的垃圾分类应用,而迁移学习为解决该问题提供了可行方案。

(1) Feng J 等人^[20]保留 Inception-v3 网络架构的优异特征提取能力,结合迁移学习进行垃圾图像分类,即使数据集不大时,也能获得较高的识别精度。

(2) 高明等人^[21]构建了基于 EffidentNet_B5 迁移学习的细粒度图像分类模型 GANet,可以缓解过拟合,提高收敛速度,以小于 80 ms 的延时,实现了 96.17% 的分类准确率。

(3) 康庄等人^[22]以 Inception-v3 为主网络模型进行特征提取,结合迁移学习提出了垃圾分类识别新方法,采用将大卷积分解为小卷积的方法降低参数量,提升泛化能力。经迁移学习训练,模型在自建的垃圾数据集上实现了 99% 的平均准确率。

(4) Shi C 等人^[23]以特定网络层分支的方法优化了 Xception 网络结构,可将网络底层信息映射到高层,避免反向传播导致的梯度消失,即使对于遮挡环境下的垃圾,也有较好分类效果。

(5) Cao L 等人^[24]以 Inception-v3 模型为基础,使用迁移学习训练专门识别垃圾类别的模型,通过模型修改和算法优化,取得了较高的识别率。

(6) Panwar H 等人^[25]提出了基于深度学习的对象检测模型 Aqua Vision, 主要用于海洋有害垃圾分类和废物污染程度的检测, 检测到的 mAP 达到 81.48%。

(7) Yang J 等人^[26]设计了基于增量学习的分类模型 GarbageNet, 以解决垃圾分类增加数据类别训练时的高成本和数据噪声等问题, 在华为云数据集上取得了 96.96% 的准确率。

2 基于深度学习的生活垃圾分类数据集综述

深度学习靠数据驱动, 所以数据集在深度学习中至关重要。目前虽然各大数据集网站的数据集很多, 但可用做垃圾分类的开源数据集却非常有限。研究者只能通过自主拍摄和网络爬取的方式收集垃圾图片建立数据集, 主要有以下几种。

(1) TrashNet 数据集: 这是第一个公开适用于家庭垃圾识别的图像分类数据集。其图片为单色背景的单目标垃圾, 每张图片都使用了改进数据的技术, 包括随机旋转图像、随机改变图像亮度变化等。该数据集包含玻璃、纸张、纸板、塑料、金属和其它 6 类垃圾的 RGB 图像共计 2527 张。

(2) TACO 数据集: 这是一个包含在不同环境下(室内、树林、道路和海滩)拍摄的垃圾图像数据集。该数据集在网站上公布并向浏览者开放提交数据和数据标注权限, 以扩充数据集。目前, 该数据集共包含 60 个类别的垃圾对象, 共 1500 张图像和 4784 个标注。

(3) 华为云生活垃圾数据集: 这是华为云官方提供的数据集, 包含一次性快餐盒-其它垃圾、易拉罐-可回收垃圾、干电池-有害垃圾、菜根菜叶-厨余垃圾等 4 个大类和 44 个小类, 共 14 964 张图像。

(4) AquaTrash 数据集: 由 Panwar 团队于 2020 年提出, 包含 4 个类别: 玻璃、纸、金属和塑料, 共计 369 张图像, 并且每张图像都经过手动注释。

(5) GINI 数据集: 由 Mittal 等人提出, 共 2561 张图片, 其中 956 张图片来自网络爬虫。与常见数据集的分类标准不同, 该数据集分为包含垃圾和不包含垃圾两种类别, 包含垃圾的图像标注中还包括感知的严重性和生物降解性水平。

(6) ACO 多目标垃圾图片数据集: 这是 Proença 等人于 2020 年提出的开放图像数据集, 该垃圾图像数据集共包含 1500 张图片, 其中包括塑料袋、香烟、瓶子和罐头等 28 个垃圾类别, 并且大多数单张图片都包含多个垃圾目标。

(7) Sekar 在 Kaggle 网站上对垃圾图片分为 Organic(O) 和 Recyclable(R) 两种类型进行收集, 共包含 25 077 张垃圾图片。

(8) Mohamed 在 2021 年提出涵盖纸、纸板、生物制品、

金属、塑料、绿色玻璃、棕色玻璃、白色玻璃、衣服、鞋子、电池和其他垃圾共 12 个标签类别的生活垃圾图片数据集, 包含 15 150 张纯色背景的垃圾图片。

3 基于深度学习的生活垃圾分类展望

深度学习技术还处于不断发展创新阶段, 在垃圾分类应用中尚有诸多亟待突破且无法规避的问题, 表现为: (1) 垃圾分类公共数据集的数据量少、垃圾类别少, 更缺乏专门种类的垃圾数据集, 例如专门的电子电气垃圾数据集, 而基于深度学习的生活垃圾分类对数据集依赖性高; (2) 现有方法多关注无背景干扰的单目标、少目标垃圾分类, 而现实生活垃圾不仅背景复杂, 种类繁多且有时存在形态、颜色、密度等物理特性变化, 因此需设计复杂背景下鲁棒性好的多目标检测方法; (3) 现有的模型在训练与预测阶段需要耗费大量时间, 针对生活垃圾分类检测速度快、轻量化的需求, 亟待设计轻量级网络模型。

3.1 解决数据依赖问题的方案及展望

由于生活垃圾种类多、投放杂、外观差异大, 因而相较于制作普通数据集, 构建垃圾分类数据集难度更大, 耗费的成本更多。而主动学习通过人工标注、零样本学习通过模拟人类推理学习、迁移学习通过预训练模型, 在不同程度上放宽了深度学习模型对数据集的要求, 将其与深度学习相结合将成为解决数据集依赖问题的主要发展方向。

(1) 主动学习是一个迭代式的交互训练过程, 通过自适应筛选策略, 提取待标注的数据候选集交由标注者进行标记, 再用候选集的标注数据通过增量学习或者重新学习的方式进行训练, 通过循环往复的方法, 达到人工调优模型的效果(其学习流程见图 2)。其中, 样本筛选策略直接关系到标注的成本及模型的优化, 是该领域的研究核心和热点。



图 2 主动学习流程图

深度主动学习可有效减少标注代价, 是解决数据集依赖问题被寄予厚望的研究方向。当前, 影响深度主动学习技术繁荣的应用瓶颈在于如何设计筛选策略, 虽然学界对主动学习的筛选策略已有较丰富的成果, 但要应用于深度学习仍存

在不少障碍，例如标签样本的数据不足问题、模型不确定性问题、处理管道不一致问题。这些都是深度主动学习未来需要突破的研究方向。

(2) 零样本学习旨在模拟人类推理方式，使得训练出来的模型具有迁移性。它可将已知类学习到的属性嵌入到语义空间中，再利用训练集中的数据学习这种从图像到语义的映射关系。在未学习未知类标签样本情况下，完成对未知类的分类。未来零样本学习在垃圾图像分类领域的研究热点主要包括：如何提取更具有区分性的特征，提升零样本图像分类准确率；如何解决视觉特征空间与语义特征空间的流形不一致的问题；建构测试集包含训练集的广义零样本图像分类等。

(3) 迁移学习是深度学习领域解决标注样本不足的主流方法。深度迁移学习能释放预训练模型的超强特征提取能力，使之胜任小样本数据集的识别检测，降低深度模型对训练样本量和时间的需求。未来深度迁移学习会引发更多的学者关注，而用更少的标注数据实现目标任务的高性能，克服因“负迁移”导致的模型性能降低，将有广阔的研究前景。

3.2 解决多目标检测问题的方案及展望

在垃圾分类终端场景，多目标垃圾检测具有较大应用空间。多目标垃圾检测算法旨在增加更精细化的特征提取层和大尺度特征层上的检测输出，以提升深度学习模型性能。例如，使用更复杂的特征提取器、使用数据增强技术等。需要注意的是，一些小体积垃圾，如纽扣、电池等因为图像像素少，分辨率太低，能提供给模型的信息较少，缺乏特征表达能力，成为目标检测研究的重难点。目前，小目标检测算法的主流思路包括基于锚框优化、基于网络结构优化、基于特征增强，例如生成对抗网络、数据增强、多尺度学习、上下文学习等。此外，构建更完善的小目标检测数据集等也有利于解决该问题。未来，克服小物体漏检，提升其检测率，将是具有研究潜力的挑战性方向。

3.3 解决网络模型轻量化问题的方案及展望

目前，学者提出了较多针对通用物体检测的轻量级网络方法，但专门适用于垃圾检测分类的轻量级模型仍较少。因此，契合生活垃圾种类繁多、背景多样的特点，提出专注于垃圾分类的轻量级模型以降低运算成本，进而实现精确、快速的垃圾检测和分类，是未来研究的发展方向。常用于网络瘦身的方法主要有以下几点。

- (1) 升维、降维：通过逐点卷积（PW）对数据进行降维，再进行常规卷积核的卷积，最后 PW 对数据进行升维。
- (2) 多尺度卷积和多个小卷积代替大卷积：前者主要

在卷积操作中加入多个卷积核，以对多个尺度下的特征进行提取和融合，进而提高模型的鲁棒性和泛化性。后者主要采用小卷积堆叠代替大卷积，可以获得同样大的感知野，却能有效减少参数量，提高效率。

(3) 权值量化：对权重数值进行聚类，把模型的权重从原来的 Float32 量化到更低位数（如 INT8, INT4），节省内存，加快运算速度。

(4) 使用深度可分离卷积等不同类型的卷积操作：将标准卷积分解为深度卷积和点卷积以减少网络参数和计算量。

笔者将主流轻量化方法对比概述如下，见表 1。

表 1 主流网络轻量化方法对比概述

轻量化方法	优点	缺点
升维 - 常规操作 - 降维	有效较少了卷积的参数个数和计算量	网络深度增加，需要更大显存 GPU 来训练
多尺度卷积和多个小卷积代替大卷积	加深网络的同时减少了网络参数和计算复杂度	对于特别稀疏的数据无法表示其特征
权值量化	模型变小，运行速度变快	检测效果尚需提升
使用 depth-wise 卷积	较标准卷积减少参数，能获得更好效果	对 GPU 依赖大，且会发生信息流通不畅的情况

4 结语

针对垃圾分类复杂多样、实时精准的应用要求，深度学习技术在该领域的应用仍存在诸多无法规避的研究挑战，未来深度学习的垃圾分类技术将聚焦减少数据集依赖，构建适应多目标检测的网络模型和设计轻量级网络模型等薄弱环节，更好地提升应用效果。

参考文献：

[1]ADEDEJI O, WANG Z. Intelligent waste classification system using deep learning convolutional neural network [J]. Procedia Manuf, 2019, 35: 607-612.

[2]SONG F, ZHANG Y, ZHANG J. Optimization of CNN-based garbage classification model[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Computer Science and Application Engineering. October 20—22, 2020, Sanya, China. New York: ACM, 2020: 1-5.

[3] 董子源, 韩卫光. 基于卷积神经网络的垃圾图像分类算法 [J]. 计算机系统应用, 2020, 29(8): 199-204.

[4]WANG Y, ZHANG X. Autonomous garbage detection for intelligent urban management [J]. MATEC web of

- conferences, 2018,232:268-272.
- [5]VO A H, SON L H, VO M T, et al. A novel framework for trash classification using deep transfer learning [J]. IEEE access, 2019, 7: 178631-178639.
- [6]KANG Z, YANG J, LI G L, et al. An automatic garbage classification system based on deep learning [J]. IEEE access, 2020, 8: 140019-140029.
- [7] 袁建野, 南新元, 蔡鑫, 等. 基于轻量级残差网路的垃圾图片分类方法 [J]. 环境工程, 2021, 39(2): 110-115.
- [8]GU Y Q, BING G. Research on lightweight convolutional neural network in garbage classification[J]. IOP conference series, 2021, 781(3):1-8.
- [9]HUANG G, LIU Z, VAN D M L, et al. Densely connected convolutional networks [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway:IEEE, 2017: 2261-2269.
- [10]SAI S G, JENILA L L M, AGNEL L L X. Garbage waste segregation using deep learning techniques[J]. IOP conference series, 2021, 1012(1): 1-14.
- [11]BIRCANOĞLU C, ATAY M, BEŞER F, et al. RecycleNet: intelligent waste sorting using deep neural networks [C]//2018 Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA). Piscataway:IEEE, 2018:1-7.
- [12]MAO W L, CHEN W C, WANG C T, et al. Recycling waste classification using optimized convolutional neural network[J]. Resources, conservation and recycling, 2021, 164: 105132.
- [13] 刘俊明, 孟卫华. 基于深度学习的单阶段目标检测算法研究综述 [J]. 航空兵器, 2020, 27(3): 44-53.
- [14]LIU Y, GE Z S, LV G Y, et al. Research on automatic garbage detection system based on deep learning and narrowband Internet of Things[C]//Journal of Physics:Conference Series. Bristol:IOP Publishing, 2018, 1069(1):012032.
- [15] 宁凯, 张东波, 印峰, 等. 基于视觉感知的智能扫地机器人的垃圾检测与分类 [J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(8): 1358-1368.
- [16]KUMAR S, YADAV D, GUPTA H, et al. A novel YOLOv3 algorithm-based deep learning approach for waste segregation: towards smart waste management[J]. Electronics, 2020, 10(1): 1-20.
- [17] 吴子沛. 面向垃圾分类的瓶罐识别分类系统 [D]. 邯郸: 河北工程大学, 2020: 31-52.
- [18]YE A B, PANG B, JIN Y C, et al. A YOLO-based neural network with VAE for intelligent garbage detection and classification [C]//Proceedings of the 2020 3rd International Conference on Algorithms, Computing and Artificial Intelligence. New York:ACM, 2020:1-7.
- [19]MA W, WANG X, YU J. A lightweight feature fusion single shot multibox detector for garbage detection[J]. IEEE access, 2020, 8: 188577-188586.
- [20]FENG J, TANG X. Office garbage intelligent classification based on inception-v3transfer learning model[C]//Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Control Engineering and Artificial Intelligence. Washington D. C., USA:IEEE Press, 2020:8-15.
- [21] 高明, 陈玉涵, 张泽慧, 等. 基于新型空间注意力机制和迁移学习的垃圾图像分类算法 [J]. 系统工程理论与实践, 2021, 41(2): 498-512.
- [22] 康庄, 杨杰, 郭濠奇. 基于机器视觉的垃圾自动分类系统设计 [J]. 浙江大学学报 (工学版), 2020, 54(7): 1272-1280+1307.
- [23]SHI C P, XIA R Y, WANG L G. A novel multi-branch channel expansion network for garbage image classification[J]. IEEE access, 2020, 8: 154436-154452.
- [24]CAO L, XIANG W. Application of convolutional neural network based on transfer learning for garbage classification[C]//2020 IEEE 5th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC). Piscataway:IEEE, 2020:1032-1036.
- [25]PANWAR H, GUPTA P K, SIDDIQUI M K, et al. AquaVision: automating the detection of waste in water bodies using deep transfer learning[J]. Case studies in chemical and environmental engineering, 2020, 2: 100026.
- [26]YANG J, ZENG Z, WANG K, et al. GarbageNet: a unified learning framework for robust garbage classification[J]. IEEE transactions on artificial intelligence, 2021, 58(1): 3214-3226.

【作者简介】

黄乐程 (2003—), 女, 湖南长沙人, 吉首大学通信与电子工程学院科技创新工作室负责人, 研究方向: 电路与系统、计算机视觉。

(收稿日期: 2024-01-04)