

基于深度学习模型 ResNet-50 的垃圾图像分类研究

张侠

云南开放大学 云南国防工业职业技术学院, 中国·云南 昆明 650504

摘要: 垃圾分类不仅有助于提高资源回收的效率, 还能减少对环境的污染。然而, 传统的垃圾分类方法依赖于人工操作, 效率低下且容易出错。随着计算机视觉和深度学习技术的发展, 基于图像识别的自动垃圾分类系统应运而生, 它能够快速准确地识别和分类垃圾, 极大地提高了垃圾分类的效率和准确性。论文探讨基于深度学习的垃圾图像分类技术, 使用 ResNet-50 网络架构, 分析其在垃圾分类中的应用, 并展望其未来的发展方向。

关键词: 深度学习; 残差网络; 垃圾分类; 图像处理

Research on Garbage Image Classification Based on Deep Learning Model ResNet-50

Xia Zhang

Yunnan Open University Yunnan Vocational and Technical College of National Defense Industry, Kunming, Yunnan, 650504, China

Abstract: Garbage classification not only helps to improve the efficiency of resource recovery, but also reduces the pollution to the environment. However, the traditional garbage classification method relies on manual operation, which is inefficient and easy to make mistakes. With the development of computer vision and deep learning technology, an automatic garbage classification system based on image recognition came into being, which can quickly and accurately identify and classify garbage, greatly improving the efficiency and accuracy of garbage classification. This paper discusses the garbage image classification technology based on deep learning, analyzes its application in garbage classification by using ResNet-50 network architecture, and looks forward to its future development direction.

Keywords: deep learning; residual network; garbage classification; image processing

0 前言

“十四五”时期, 中国生态文明建设进入以降碳为重点战略方向、推动减污降碳协同增效、促进经济社会发展全面绿色转型、实现生态环境质量改善由量变到质变的关键时期。目前, 对垃圾物的全面管理包括减少来源、回收利用和填埋与焚烧。然而, 随着人口数量增长、城市化程度加深以及土地资源的紧缺, 传统的垃圾处理方法已难以满足现代社会的需求, 解决与垃圾处理有关的日益严重的挑战至关重要。在这方面, 将高效率的废物利用和创新的废物转换能源技术与综合管理做法相结合, 能够有效应对不断增加的垃圾管理的挑战, 并创建可持续性的环境。在此过程中, 垃圾分类是实现目标的关键步骤。

当前, 生活垃圾的收集依然以混合收集为主, 尽管推行了垃圾分类, 但在实施与执行方面, 居民对于垃圾分类的意识不足, 分类标准的不统一, 以及分类设施的不完善, 都是导致了垃圾分类效果不佳。此外, 生活垃圾中还包含一些难以分类的混合物, 如塑料包装中可能同时含有纸张、塑料和食品残渣, 这进一步增加了分类的难度^[1]。在城市垃圾处理工厂, 传统的垃圾分类依赖于人工, 不仅效率低, 而且容易受到主观判断的影响, 导致分类不准确。基于深度学习的图像分类技术可以有效解决这些问题。通过训练深度学习模

型, 可以实现对垃圾图像的快速识别和准确分类, 从而提高垃圾分类的效率。

1 垃圾分类的主要方法与不同种类垃圾的特点

1.1 垃圾分类的主要方法

城市每天都会产生大量的垃圾。例如, 医用垃圾、工业垃圾和生活垃圾等。其中, 医用垃圾和工业垃圾的处理, 已经拥有较为成熟的体系, 而生活垃圾的处理则相对复杂。究其原因, 生活垃圾数量大、种类多、处理复杂。依据垃圾的性质、可回收程度、危害程度和预期的处理方式, 生活垃圾可分为四大类, 分别是可回收垃圾、厨余垃圾、有害垃圾和其他垃圾^[2]。具体分类如表 1 所示。

表 1 生活垃圾分类

垃圾类别	主要内容
可回收垃圾	包括纸箱、塑料、玻璃、金属、家电等, 这些物品通常可以经过回收处理后重新利用。
厨余垃圾	主要指家庭厨房产生的食物残渣、果皮、蔬菜等有机物, 这类垃圾可以进行堆肥处理。
有害垃圾	包括电池、荧光灯管、过期药品、油漆桶等, 这些物品含有对人体或环境有害的化学物质, 需要特殊处理以防止污染。
其他垃圾	包括上述三类之外的垃圾, 如建筑垃圾、陶瓷、砖瓦等, 这些垃圾不属于有害垃圾。

1.2 不同种类垃圾的特点

不同垃圾具有不同的特点。例如,医用垃圾的特点是含有大量的生物性废物,如使用过的医疗用品、手术残余物等,这些废物可能携带病原体,因此需要特别注意其处理方式;工业垃圾则通常包含各种工业生产过程中产生的废弃物,这些垃圾的处理方式取决于其化学成分和物理形态,有的需要回收再利用,有的则需要安全填埋或焚烧处理。相较于医用垃圾和工业垃圾,生活垃圾则因其来源广泛,成分复杂,而具有以下特点:首先,可回收垃圾以固体为主,含水量普遍较低,材质以玻璃、塑料、纸张、金属等为主,形状各异;其次,厨余垃圾主要是食物残渣,通常含有较高的水分,大部分地区,厨余垃圾的含水量能达到 60%~70%,形状不规则;再次,有害垃圾通常体积较小,但含有潜在的危险化学物质,通常具有特殊的包装和标识;最后,其他垃圾通常由不可回收的固体废弃物组成,如陶瓷碎片、砖瓦等,形状不规则,且含水量较低。

2 基于深度学习的垃圾图像分类的开发工具和关键技术

2.1 开发工具

本次研究在 Intel 第 11 代 Intel(R) Xeon(R) W-2223 CPU (运行频率为 3.60GHz) 和 128GB RAM 的计算机系统中,使用 Python 和 TensorFlow 进行编码。

2.2 关键技术

为了提高模型的准确性,在训练阶段实施了数据增强的技术。此过程涉及对训练集中的图像应用各种变换。这些变换包括裁剪后的输入图像的旋转、缩放、翻转、缩放和加亮。通过对每张图像进行这些不同的增强技术,目标是创建一个更强大、更多样化的数据集。这种方法背后的基本原理是将模型暴露在更广泛的视觉场景中,模拟它在现实世界中可能遇到的不同条件^[1]。

3 基于深度学习的垃圾图像分类的实现与检验

3.1 基于深度学习的垃圾图像分类的实现

3.1.1 数据分析和预处理

初始数据集包含 246 类垃圾图片,图片格式为 JPEG,分辨率为 1024×768 像素。为了确保在不同环境条件下垃圾图像分类的准确性和可靠性,对初始数据集应用了多个预处理步骤。这些步骤对于标准化数据和减轻光照条件等环境因素的影响至关重要。具体步骤如下:

①图像归一化:所有图像均归一化为 0 到 1 的像素值范围。此标准化过程可确保所有输入图像具有一致的强度值,从而有助于稳定模型训练,这对于有效学习和比较至关重要。

②照明调整:为了解决不同图像捕获的照明条件的变化,采用了直方图均衡和对比度调整技术。这些方法增强了特征的可见性,并纠正了图像采集过程中因光强度变化而引起的任何不一致。

③浊度补偿:鉴于浊度会模糊图像中的细节,因此利用算法来减少视觉伪影的影响并提高图像清晰度。这涉及滤除噪音和提高对比度,以使各类垃圾特征更容易区分。

④图像增强:应用了其他图像增强技术,如锐化和去噪,以进一步提高图像质量。这些增强功能有助于使各类垃圾特征更易于检测,并确保一致的数据质量。

此外,还通过过滤和特征选择等技术来细化数据集并降低其复杂性,目标是减少噪声并将模型的学习集中在最相关的特征上。这种方法有助于简化模型的学习任务,有可能提高准确性和更好的泛化能力。

3.1.2 ResNet-50 网络架构

残差网络(ResNet)通过使用具有跳跃连接的残差块解决了与训练神经网络相关的挑战。这些跳跃连接允许网络绕过一层或多层,促进更深网络的训练并缓解梯度消失问题。ResNet 于 2015 年开发,其架构包括各种深度,如 ResNet-50、ResNet-101 和 ResNet-152,它们对应于网络的层数。ResNet 中的残差块使用恒等映射并学习残差函数,这提高了模型学习复杂表示的能力,同时保持稳定的训练动态。即使对于极深的网络,这种架构也能实现有效的性能,使得 ResNet 对于需要强大的特征提取和高精度的任务特别强大。残差学习的引入极大地增强了深度网络的性能,并促进了其在多样化、复杂任务中的应用。在本次研究中,使用了 ResNet-50 网络架构。该架构具有 50 层深度,能够有效地从垃圾图像中提取特征,从而在图像分类任务中表现出色。

3.1.3 垃圾分类训练

在训练过程中,采用了预训练的 ResNet-50 模型,并对其进行了微调,以适应垃圾图像分类的特定需求。具体来说,首先,将数据集分为训练集和验证集,其中训练集用于模型学习,验证集用于评估模型性能。其次,利用预训练的 ResNet-50 模型作为起点,通过迁移学习的方式,对模型进行微调。在微调过程中,调整了模型的最后几层,以适应新的分类任务。最后,应用学习率衰减策略,以优化训练过程并防止过拟合。训练过程中,使用交叉熵损失函数来衡量模型预测与实际标签之间的差异,并通过反向传播算法来更新网络权重。经过多轮迭代,直至模型在验证集上的性能达到稳定状态。

3.1.4 垃圾分类评估

训练过程中使用验证集来评估每个子模型的性能。对于给定的子模型,在验证集上具有最佳准确度的模型被认为是最佳模型。准确度通过样本总数进行归一化,同时考虑了模型的真阳性和真阴性预测。验证集的分类器检测最佳模型如下:

$$Accuracy = \frac{TruePositive + TrueNegative}{Total} \quad (1)$$

式(1)中 True Positive 表示正确识别为正类的样本数, True Negative 表示正确识别为负类的样本数, Total 是样本

总数。通过这种方式,可以确保模型在不同类别的垃圾图像上都有良好的识别能力。

3.2 基于深度学习的垃圾图像分类的检验

对所提出的基于深度学习的垃圾图像分类进行检验。为了验证模型的泛化能力,使用了独立的测试集进行评估。测试集由未参与训练和验证过程的垃圾图像组成,以确保评估结果的客观性和公正性。在测试过程中,模型对测试集中的图像进行分类,并记录分类结果。通过比较模型的预测结

果与实际标签,计算出模型在测试集上的准确率^[4]。具体结果如图 1 所示。

如图 1 所示,ROC 曲线图展示了模型在不同阈值下的真正类率(True Positive Rate, TPR)与假正类率(False Positive Rate, FPR)之间的关系。通过 ROC 曲线,可以直观地评估模型的分类性能。图 1 ROC 曲线越接近左上角,表明模型的分类效果较好,具有很高的分类准确性和良好的泛化能力。

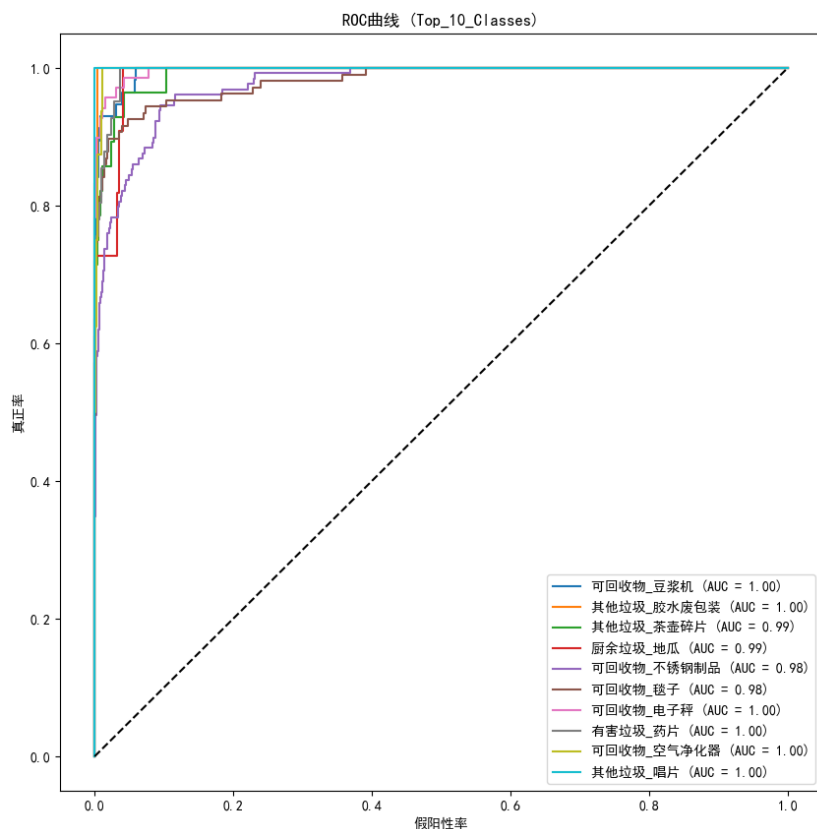


图 1 ROC 曲线图

4 结语

基于深度学习的垃圾图像分类技术在提高垃圾分类效率和准确性方面展现出巨大潜力。通过使用先进的深度学习模型,如 ResNet-50,可以实现对垃圾图像的快速识别和分类,这不仅减少了人工分类的错误率,还大幅提升了处理速度。随着技术的不断进步,未来有望进一步优化模型性能,降低计算成本,使得自动垃圾分类系统更加普及和高效。

参考文献:

[1] 陈智超,焦海宁,杨杰,等.基于改进MobileNet v2的垃圾图像分类算法[J].浙江大学学报(工学版),2021,55(8):1490-1499.

[2] 徐传运,王影,王文敏,等.面向生活垃圾图像分类的多级特征加权融合算法[J].重庆理工大学学报(自然科学),2022,36(9):146-155.
[3] 王星,晏榕璟.深度可分卷积结合多通道注意力的垃圾图像快速分类模型[J].兰州理工大学学报,2023,49(3):88-93.
[4] 符海强.基于深度学习的细粒度垃圾分类研究[D].西安:西安电子科技大学,2021.

基金项目: 2025 年度云南省教育厅科学研究基金项目,“基于深度学习模型 ResNet-50 的城市生活垃圾图像分类研究”,项目编号: 2025J0736。