

基于深度学习算法模型的城市生活垃圾分类应用平台

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: 以基于深度学习算法模型的城市生活垃圾分类应用平台为目标, 通过分析整理目前城市生活垃圾的分类现状, 得出传统垃圾分类问题和深度学习算法应用的必要性。根据深度学习算法创建垃圾分类模型, 设计与实现城市生活垃圾分类应用平台。研究认为, 深度学习算法可以为垃圾分类提供有效技术支持, 提高城市垃圾分类处理能力, 减少垃圾对城市环境的影响。

关键词: 深度学习算法模型; 生活垃圾分类; 卷积神经网络

Application Platform of Municipal Solid Waste Classification Based on Deep Learning Algorithm Model

Xia Zhang

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

Abstract: With the application platform of municipal solid waste classification based on deep learning algorithm model as the goal, through analyzing and sorting out the current classification status of municipal solid waste, it is concluded that the traditional garbage classification problem and the necessity of deep learning algorithm application. According to the deep learning algorithm, the garbage classification model is established, and the application platform of municipal solid waste classification is designed and implemented. It is considered that deep learning algorithm can provide effective technical support for garbage classification, improve the capacity of urban garbage classification and reduce the impact of garbage on urban environment.

Keywords: deep learning algorithm model; classification of domestic waste; convolutional neural network

0 前言

传统垃圾处理方式不仅需要占用大量土地面积, 同时也会造成二次污染。垃圾分类能够减少垃圾处理成本, 提高资源利用率。不过传统垃圾分类方式效率低, 且无法保障准确性。本次研究以深度学习算法模型构建垃圾分类平台, 旨在提高垃圾分类识别能力和效率。

1 城市生活垃圾分类现状与问题

1.1 城市生活垃圾分类现状

根据相关统计数据可知, 2021 年中国城市生活垃圾清运量为 2.49 亿吨, 而 2010 年时只有 1.58 亿吨, 年均复合增长率为 4.21%^[1]。这表明居民消费模式发生了巨大变化, 同时城市人口数量得到显著增加。诸如快递行业、外卖行业以及电子产品更新速度的加快, 导致社会出现了大量垃圾。

垃圾分类方面, 不同地区有着不同差异。目前中国城市主要使用四分法, 常见的包括北京、沈阳等地区的可回收垃圾、有害垃圾、厨余垃圾、其他垃圾。以及重庆、石家庄等地使用的有害垃圾、易腐垃圾、可回收垃圾以及其他垃圾。最为常见的不同点主要集中在厨余垃圾和易腐垃圾^[2]。

不同地区的垃圾分类执行标准和力度不同, 有些城市

要求比较严格, 但有些城市却比较松散, 垃圾分类工作推进速度比较缓慢。

1.2 传统垃圾分类局限性

人工分类垃圾的方式效率比较低, 无法满足大量垃圾分类处理需要。很多大型垃圾处理厂, 日处理垃圾量可以达到数吨^[3]。仅靠人力分拣处理, 无法保障效率, 容易出现垃圾堆积情况。

传统垃圾分类成本比较大, 人工分拣需要雇用大量工作人员, 并且还要考虑场地与设备的购置、维护费用。

人工分拣垃圾最大的问题在于准确率受主观因素影响比较大, 当工作人员因为工作强度大和疲劳时, 很有可能出现错分垃圾的情况。

1.3 深度学习算法的必要性

垃圾分类中深度学习算法应用卷积神经网络处理垃圾图像, 瞬间提取垃圾图像特点, 根据数据库判断垃圾分类。

深度学习算法能够准确提取垃圾特征, 不受主观因素影响, 保障垃圾分类准确率^[4]。

分类垃圾时深度学习算法可以和大数据、物联网技术结合, 在垃圾桶安装摄像头和传感器, 自动分类与智能管理垃圾, 同时也可以为扔垃圾的用户提供垃圾分类建议与指导, 提高用户垃圾分类参与度。

2 深度学习算法的垃圾分类模型构建

2.1 搜集与预处理数据

为创建准确高效垃圾分类模型,需要搜集广泛的数据,整理垃圾的成分、重量和图像,以此为创建垃圾分类模型提供丰富特征,保障模型分类能力。搜集垃圾图像中,在垃圾桶上安装摄像头,在垃圾处理厂设置监控设备,从不同的角度、场景和光照条件下搜集垃圾图像。为保障图像数据多样性,必须搜集各种各样的垃圾。

搜集期间应保障图像质量和标注准确性。筛选与剔除不清晰、噪声过大和模糊的图像。可以和环保部门与社区合作,获取更多垃圾样本。搜集垃圾重量数据时,可以在垃圾桶底部安装压力传感器,对垃圾桶垃圾重量实时监测。垃圾成分采集中,和专业机构合作,使用红外光谱分析、X 射线荧光光谱分析技术,确认垃圾中的各种物质成分和含量。

获取数据后需要进行清洗,去除数据噪声、异常值和重复数据。应用数据清洗算法去除处理垃圾图像数据,去除图像中的划痕与斑点。应用统计分析法识别重量数据和成分数据,并将异常值剔除,保障数据可靠与准确。应用中值滤波和均值滤波去除处理垃圾图像,便于后续步骤提取垃圾特征。应用人工标注与机器学习辅助标注结合方式确认数据样本垃圾类别。为保障数据多样性,需增强处理数据,扩充数据及规模。之后将处理获得的数据分成训练集、验证集与测试集。训练集用于深度学习模型的训练,验证集用于模型超参数的调整,测试集用于模型最终性能的评估。

2.2 选择与优化模型

深度学习模型的合理选择至关重要,需综合考虑数据特性和任务特点。不同垃圾有着不同的纹理、颜色与形状。垃圾可能会出现重叠与遮挡情况,影响垃圾分类工作的展开。基于此,垃圾分类中可以应用卷积神经网络,自动学习图像纹理、边缘以及形状,提取各种垃圾独特特征,实现准确分类。

为提高模型性能,配合使用迁移学习、超参数调整与模型融合技术。在其他任务中预训练模型,并将训练获得的知识迁移到垃圾分类任务。通过试验对比各种超参数组合,选择最佳参数设置,保障深度学习效率。模型优化中需要组合各种模型,保障学习性能,发挥各种模型性能优势,提高垃圾分类稳定性和准确性。

2.3 模型训练

结束数据预处理和模型优化后,对模型进行训练。训练时使用随机梯度下降算法进行优化,每次迭代中选择一个大批量数据样本,并对样本梯度进行计算,根据梯度情况更新模型参数。训练中,设置学习率 0.001,动量 0.9,保障训练稳定性。

应用交叉熵损失函数对模型预测值和真实值差异进行衡量,交叉熵损失函数可以准确反映预测误差,计算公式为:

$$L = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C y_{ij} \log(p_{ij}) \quad (1)$$

公式中 N 为样本数量, C 为样本数量, y_{ij} 为第 i 个样本属于第 j 类真实标签, p_{ij} 为模型预测第 i 个样本属于第 j 类概率。训练时,批量控制为 32,即每次训练中,模型选取其中 32 个样本更新参数。模型训练 50 轮次,在训练过程中,模型训练集损失不断降低,准确率随之提高。

完成训练后,使用测试集评估模型,应用准确率、召回率与 F1 值对模型性能进行判断。准确率为正确分类样本在总样本数中的占比,公式为:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2)$$

公式中的 TP 为实际为正类并且被预测为正类的样本, TN 为实际为负类并被预测的负类样本, FP 为实际为负类但被模型预测为正类的样本, FN 为实际为正类但被模型预测为负类的样本。

3 城市生活垃圾分类应用平台设计与实现

3.1 平台总架构设计

采用分层架构设计方式,按照不同层次与职责划分平台功能,平台系统需同时兼顾可复用性、可扩展性与可维护性。平台构成为数据层、算法层、业务逻辑层与用户界面层。

平台基础为数据层,作用为数据存储与管理,应用 MySQL 关系数据库与 MongoDB 非关系数据库存储数据。

算法层作用为实现深度学习算法模型,识别与分类垃圾图像。算法层同时负责模型更新和训练,不断搜集新的垃圾图像数据,重新训练模型,提高模型适应性与准确性。

业务逻辑层负责平台逻辑业务规则的处理。业务层在接收到用户界面层请求以后,第一时间应用数据层和算法层功能。在用户查询垃圾分类信息时,业务逻辑层从数据层获取垃圾类别信息,之后反馈给用户界面,帮助用户合理分类垃圾。

用户界面层应用响应式 Web 设计和移动应用开发技术,支持多种终端设备访问。

3.2 功能模块设计

垃圾识别模块:用户分类垃圾时,使用平台网页或是手机 APP 拍照垃圾图像,此时平台即可应用深度学习模型处理,通过多层卷积层与池化层提取图像特征。卷积层中不同参数和大小的卷积核在图像中滑动,获取图像中的形状、纹理与边缘特征。经过操作,提取垃圾抽象特征,特征输入进入全连接层分类判断,按照权重进行计算,完成垃圾分类识别。

用户管理模块:用户使用平台的时候需要注册账号,填写各种信息。逐层成功后即可登录平台,输入账号与密码。

数据分析和可视化模块:平台应用多种方法完成垃圾数据搜集,用户的所有操作均有系统后台记录。智能垃圾桶配有传感器,实时采集垃圾桶的装载情况以及垃圾运输车辆何时运走垃圾。搜集数据中应用安全传输技术和数据加密技

术，保障数据完整与安全。加密处理用户垃圾分类数据与个人信息，避免数据泄露。平台将获得的数据转化为直观的图表展示给管理人员和用户，通过平台数据图即可了解垃圾产生量情况以及不同地区垃圾差异。

3.3 技术实现方案

平台开发中应用 Python 作为编程语言，开发 Web 的时候，应用 Flask 框架，提供简单路由系统，便于高效处理用户请求。在用户访问平台垃圾识别功能模块时，Flask 框架可以准确的将用户上传的图像信息发送到算法层进行处理。前端方面应用 Vue.js 框架，采用组件化开发模式，为用户提供良好的互动体验。算法部署方面，应用 TensorFlow Serving 作为模型服务器，实现垃圾智能识别。平台和硬件设备交互中应用 MQTT 协议，保障信息传递可靠性。

4 结语

研究得出深度学习算法模型在开发城市生活垃圾分类应用平台中具有重要作用，能够提高生活垃圾分类效率、准确度。使用深度学习算法模型的时候，需要做好垃圾数据以

及图像搜集，预处理数据，配合应用迁移学习、超参数调整与模型融合策略优化模型性能。未来的研究优化算法是重点，应进一步探索先进深度学习算法结构，提高识别准确性，减少背景噪声干扰。

参考文献：

[1] 关源,李博岩,马睿.基于深度学习与视觉算法的垃圾分类装置设计[J].集成电路与嵌入式系统,2024,24(9):49-55.

[2] 李镇宏,刘心中,林泽宇,等.基于改进EfficientNet V1的可回收垃圾分类算法[J].物联网技术,2024,14(6):79-83.

[3] 曹文松,翟双,程超,等.一种基于改进ResNet的垃圾分类算法[J].长春工业大学学报,2023,44(5):416-423.

[4] 章玲,张勇,黄灵钧.基于卷积神经网络的简易垃圾分类系统设计[J].现代工业经济和信息化,2023,13(8):140-142.

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。