

SWD-YOLO: 基于YOLOv11n的高精度 轻量级生活垃圾分类算法

谷晓琳, 申 奥*

大连交通大学轨道智能工程学院, 辽宁 大连

收稿日期: 2025年4月21日; 录用日期: 2025年6月9日; 发布日期: 2025年6月18日

摘要

近年来, 垃圾分类已成为国际社会关注的热点, 很多国家通过科技创新来推进垃圾分类工作。有效的垃圾分类, 可以提高垃圾的回收率, 保护环境, 节约资源。为了有效地实现垃圾分类, 本研究设计并开发了一种高精度且轻量级的生活垃圾分类目标检测模型。本文的技术创新集中在基于YOLOv11n算法引入的SPPF-LSKA模块, WaveletPool模块和DynamicConv模块三个模块的关键改进上。首先, 通过引进SPPF-LSKA模块, 使改进后的YOLOv11n算法显著提高了SPPF模块在多尺度上聚合特征的能力; 其次, 我们引入了WaveletPool模块, 将小波滤波器应用于输入特征图, 并将其输出结果沿着通道维度连接起来, 进一步降低了冗余, 提升了模型的识别精度; 最后, 我们引入DynamicConv模块进行优化, 它通过动态聚合多个卷积核来增强模型表示能力, 并且可以轻松集成到现有的CNN架构中。SWD-YOLO能够以较低的计算成本保持其优良的性能, 从而显著提高模型识别效率。实验结果表明, 与YOLOv11n相比SWD-YOLO的参数量几乎不变, 计算量降低了14%, 平均精度(mAP@50)提高了2.4%。改进后的垃圾分类检测模型不仅提高了平均精度, 而且实现了模型的轻量级, 从而保证了较高的操作效率。

关键词

YOLOv11n, 垃圾分类, 目标检测, mAP@50

SWD-YOLO: A High-Precision Lightweight Household Waste Classification Algorithm Based on YOLOv11n

Xiaolin Gu, Ao Shen*

School of Railway Intelligent Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian Liaoning

Received: Apr. 21st, 2025; accepted: Jun. 9th, 2025; published: Jun. 18th, 2025

*通讯作者。

文章引用: 谷晓琳, 申奥. SWD-YOLO: 基于 YOLOv11n 的高精度轻量级生活垃圾分类算法[J]. 软件工程与应用, 2025, 14(3): 571-584. DOI: 10.12677/sea.2025.143050

Abstract

In recent years, garbage classification has become a hot topic of concern for the international community, and many countries have promoted garbage classification through scientific and technological innovation. Proper garbage classification can improve the recycling rate of garbage, protect the environment and save resources. In order to realize garbage classification effectively, this study designs and develops a high-precision and lightweight object detection model for domestic garbage classification. The technological innovation of this paper focuses on the key improvements of three modules, SPPF-LSKA module, WaveletPool module and DynamicConv module, which are introduced based on the YOLOv11n algorithm. First, by introducing the SPPF-LSKA module, the improved YOLOv11n algorithm significantly improves the ability of the SPPF module to aggregate features at multiple scales; second, we introduce the WaveletPool module, which applies wavelet filters to the input feature maps and concatenates the results along the channel dimensions, which further reduces the redundancy and improves the recognition accuracy of the model; Finally, we introduce the DynamicConv module for optimization, which enhances the model representation by dynamically aggregating multiple convolutional kernels and can be easily integrated into existing CNN architectures. SWD-YOLO is able to maintain its excellent performance at a low computational cost, which significantly improves the model recognition efficiency. Experimental results show that SWD-YOLO has almost the same number of parameters compared to YOLOv11n, the computational effort is reduced by 14%, and the average accuracy (mAP@50) is improved by 2.4%. The improved garbage classification detection model not only improves the average accuracy, but also realizes the lightweight of the model, which ensures high operational efficiency.

Keywords

YOLOv11n, Garbage Classification, Object Detection, mAP@50

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着城市化进程的加速, 生活垃圾的产生量不断增加, 给城市环境和资源管理带来了巨大挑战。与此同时, 全球环保意识不断提升, 政府、社会和公众对垃圾分类的关注度日益增加, 许多国家通过实施分类运输、分类处理和资源化利用等方式, 努力推动固体垃圾的回收及再利用, 以解决“生活垃圾增多”问题。例如, 韩国实施垃圾袋收费制度, 其目的是通过计量收费的方式减少垃圾投放量, 并最大程度保证可回收垃圾的分类投放。法国通过创新技术方法, 逐步完善分类回收体系, 扩大垃圾处理和再利用规模。泰国的部分地区则通过将垃圾转化为清洁电能来解决能源短缺和垃圾污染问题。此外, 当下一些国家研制出了多款基于视觉的生活垃圾分拣机器人, 如美国的 CleanRobotics' TrashBot [1]、日本的 RoboBin [2]、芬兰的 ZenRobotics [3]等。

中国政府高度重视垃圾分类工作, 将其视为推动绿色发展、循环经济和生态文明建设的重要举措。在试点推广方面, 政府主张在一些城市如上海、北京、广州等地先行先试, 推广垃圾分类制度。在构建责任体系方面, 中国政府建立了从政府到企业、社区、家庭和个人在内的责任体系, 明确了各方在垃圾分类工作中的责任和义务。这一系列举措的实施标志着中国的垃圾分类工作进入了新的阶段。面对传统

的人工垃圾分类方法效率低, 成本高等缺点, 如何将生活垃圾分类处理自动化成为了解决问题的关键。2020年, 清华大学精密仪器系朱荣教授研究组在《科学机器人》(Science Robotics)发表研究论文[4], 研究组研制出一种多功能感知触觉传感器, 应用于机器人抓握感知, 实现了对物品的形状、大小和材料等多属性识别, 并成功应用于垃圾分类。其工作原理是使用分析收集到的图像数据, 通过训练好的机器学习模型[5], 识别不同类型的垃圾, 根据识别结果, 机器人决定如何进行垃圾分类。由此可见, 垃圾种类的判断和垃圾在图像中的形态与位置是首要解决的问题。

深度学习凭借其强大的特征学习能力, 可以从大量的图像数据中自动提取有用信息, 实现高效、准确的分类。避免了传统人工分类方法的低效率和低准确率。近年来, 许多研究者开始将深度学习应用于垃圾分类的相关研究。Chu等[6]提出了一个多层混合深度学习系统(MHS), 采用基于卷积神经网络(CNN)[7]的算法提取图像特征, 并使用多层感知器(MLP)方法整合图像特征和其他特征信息, 可以将垃圾分类为可回收和其他类别。Alsubaei等[8]提出了一种基于深度学习的小目标检测和分类模型(DLSODC-GWM), 旨在辅助智能废物管理系统, 专注于检测和分类小型垃圾废物对象, 最大准确率达到98.61%, 但模型在计算资源有限的设备上运行效率不高, 限制了模型在资源受限的环境中的应用。Ramsurrun等[9]使用了至少12种变体的卷积神经网络(CNN)算法, 并在支持向量机(SVM)、Sigmoid和SoftMax上进行训练, 使用SoftMax分类器的VGG19模型准确率约为88%。Qi等[10]提出了一种新的方法, 结合上下文信息和多尺度学习来提高垃圾分类中小目标检测的性能, 使小目标检测能够获得更高分辨率的更多特征信息, 该方法在垃圾中小目标检测方面达到了高准确率。Kulkarni等[11]尝试了混合迁移学习进行分类, 并使用Faster R-CNN[12]快速卷积神经网络来获取目标检测的区域提议, 将垃圾图像中的不同废物片段分类为玻璃、塑料、纸张、垃圾、金属和纸板等类别, 提出了一种使用生成对抗网络(GANs)创建拼贴画的架构, 并提出了一种使用微调Faster R-CNN的目标检测模型。但使用Faster R-CNN网络进行目标检测, 这是一个相对复杂的模型, 可能需要大量的计算资源和训练时间。

在2016年, 约瑟夫·雷德蒙(Joseph Redmon)首次提出YOLO算法[13]。YOLO是一种用于目标检测的深度学习算法。在初代YOLO之后, YOLO算法历经了YOLOv2[14]、YOLOv3[15]、YOLOv4[16]、YOLOv6[17]、YOLOv7[18]、YOLOv9[19]、YOLOv10[20]多个版本, 每一个版本都有不同程度的改进。Yuan等[21]提出了MRS-YOLO模型, 该模型引入了Slide Loss-IOU技术来检测小目标, 集成了Transformer机制中的RepViT, 并设计了一种新的特征提取策略, 用来提高垃圾分类的效率和精确度。Pan等[22]使用YOLOv8算法训练垃圾分类模型, 将模型集成到OpenCV、TensorFlow等工具中进行实时检测或其他应用。Panmuang等[23]使用YOLO算法通过城市地区的CCTV摄像头图像检测垃圾, 可以应用于开发移动或网络应用程序, 通过与社区内安装的CCTV摄像头集成, 监测垃圾溢出或垃圾箱外的垃圾, 并通知相关机构或当地居民, 以实现更快速高效的废物管理。Li等[24]通过引入新设计的CG-HGNetV2网络结构优化YOLOv8s的主干网络, 并引入MSE-AKConv网络, 该研究提高了模型的检测性能, 该方法在固体废物检测的准确性、召回率和mAP@50(50%的平均精度均值)方面取得了显著提升。Shroff等[25]在YOLOv8上使用WaRP数据集进行训练和评估, 发现YOLOv8s在较小的数据集和较低的处理时间上提供了相对较好的结果, 而YOLOv8l在相同数据集上达到了约59%的更高mAP@50值。

本文选择YOLOv11n作为生活垃圾检测与分类的基础模型, 将生活垃圾分为有害垃圾、厨余垃圾、其他垃圾、可回收垃圾四类, 在自制生活垃圾分类数据集上对主干网络进行训练, 通过与SPPF-LSKA[26], WaveletPool[27], DynamicConv[28]等模块的关键优化策略, 来改进YOLOv11n目标检测算法, 达到垃圾分类系统更高的平均精度, 用更高的轻量化实现生活垃圾的自动分类与检测。

不限于分类预测、边界框回归和客观性评分, 确保了模型在目标检测任务中的高性能。

3. SWD-YOLO 算法

为了提高生活垃圾检测与分类的精度, 我们尝试结合先进的算法设计和多模块来改进 YOLOv11n 算法。同时, 我们试图在提高识别精度的同时, 减少计算量的增加。因此, 我们淘汰了参数尺寸大、检测速度慢的模型, 选择了 YOLOv11n, 使其完全能够在计算资源有限的边缘设备上部署时满足实时需求。因此, 本研究引入了一种基于 YOLOv11n 的高精度生活垃圾分类算法 SWD-YOLO, 在外面标有红线的模块表示该模块已得到改进, 如图 2 所示。

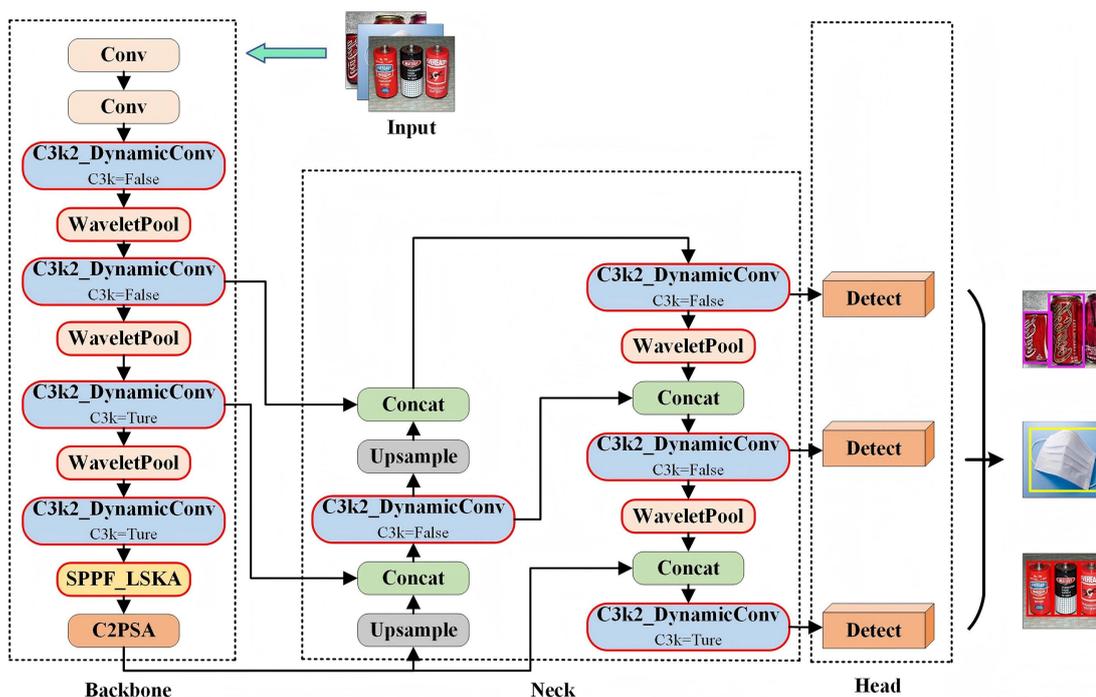


Figure 2. SWD-YOLO modeling framework

图 2. SWD-YOLO 模型框架

在本研究中, 首先我们将大型可分离核注意力机制(LSKA 机制)引入 YOLOv11n 主干网络的 SPPF 模块中。这一机制使网络能够忽略无关背景信息的干扰, 更加专注于目标的有效特征信息, 该改进以较低的计算成本实现了生活垃圾分类的高性能。其次我们提出了一种动态卷积(DynamicConv)方法, 这是一种有效的轻量级卷积神经网络(CNN)设计策略。该策略在不显著增加计算负担的情况下, 显著提高了模型的性能。动态卷积通过动态聚合多个卷积内核增强了模型表示, 可以无缝集成到现有的 CNN 架构中, 从而提高了网络的泛化能力。最后, 我们引入 WaveletPool 模块, 用小波池代替上下采样算子。利用小波变换对输入的特征图进行分解, 提取高频和低频信息, 然后利用下采样来完成池化过程。此改进在降低模型计算复杂度的同时保持了更高的模型识别精度。通过这些改进, 焕然一新的 YOLOv11n 算法在生活垃圾分类目标检测的准确性和鲁棒性方面都有了显著的提高。

3.1. SPPF-LSKA 模块

由于生活中垃圾的形态复杂多变, 为了增强模型提取生活垃圾目标关键特征的能力, 将大型可分离核注意力机制(LSKA)引入 YOLOv11n 主干网络的 SPPF 模块中。这一机制使网络能够忽略无关背景信息

的干扰,更加专注于目标的有效特征信息。以往的注意机制,例如自注意力机制和大核注意力机制(LKA)存在许多不足之处。虽然自注意力机制具有较强的长阶段依赖性和适应性,但它却忽略了图像的二维结构。大核分离注意力机制(LSA)解决了自注意力机制忽略了图像的二维结构的问题,但在处理较大尺度核的时候,它会产生较高的计算成本。引入的 LSKA 注意机制有效地解决了在处理大尺度核时与 LSA 注意力相关的高计算成本问题,以较低的计算成本实现了高性能。

LSKA 是一种创新的大型可分离核注意力模块,它分解了大型卷积核的卷积操作,获取长期依赖性和适应性,并将得到的二维卷积核进一步分解为相互连接的一维卷积核,从而降低了计算复杂度和内存需求。工艺结构如图 3 所示。首先,将 $K \times K$ 卷积分解为 $(2d-1) \times (2d-1)$ 深度卷积、 $K/d \times K/d$ 深度扩张卷积和 1×1 卷积。其次,将二维深度卷积核和深度扩张卷积核进一步分解为一维水平卷积核和垂直卷积核,最后将分解后的卷积核按顺序连接,LSKA 的分解过程如图 4 所示。改进后的 SPPF-LSKA 结构如图 5 所示。

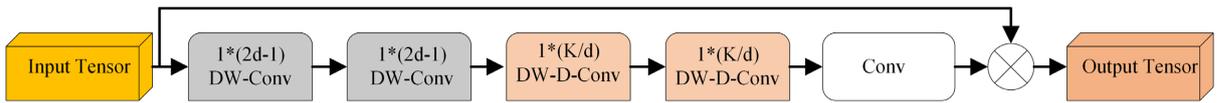


Figure 3. LSKA structure diagram
图 3. LSKA 结构图

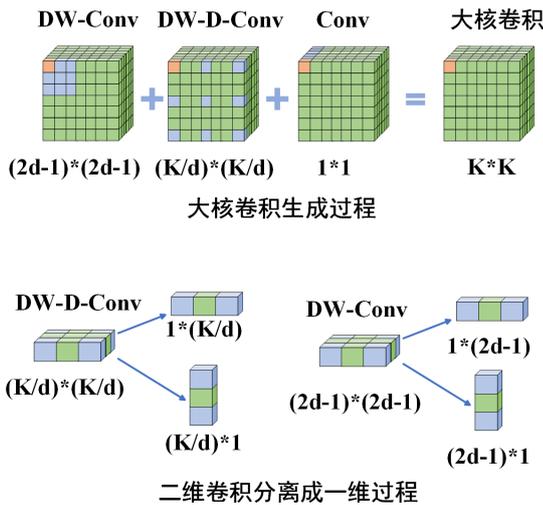


Figure 4. Diagram of the decomposition process of LSKA
图 4. LSKA 的分解过程图



Figure 5. Structure of SPPF-LSKA
图 5. SPPF-LSKA 结构图

3.2. DynamicConv 模块

为了提高生活垃圾分类检测模型的特征选择性,从而提高整体网络的性能,我们引入了一种特定的动态感知器实现,即动态卷积,我们将 YOLOv11n 的 C3k2 进行融合。动态卷积符合给定的计算约束条件,如公式(3)所示。与动态感知器类似,动态卷积(见图 6)由 K 个核大小以及输入输出维度组成。这些卷

卷积核通过注意权重 $\{\pi_k\}$ 进行聚合, 形成最终的卷积输出。按照传统的卷积神经网络(CNNs)的设计, 在批处理归一化和聚合卷积操作后, 我们应用激活函数(如 ReLU)来构建动态卷积层。值得注意的是, 我们使用压缩和激励(SE)机制来计算卷积核的注意权重 $\{\pi_k(x)\}$, 如图 6 所示。在压缩和激励机制中, 首先通过全局平均池化(GAP)对全局空间信息进行压缩, 生成包含全局上下文信息的压缩特征表示。随后, 我们利用两个完全连接的层(在它们之间插入一个 ReLU 激活函数)和一个 softmax 函数来生成 K 个卷积核的归一化注意权重。第一个全连接的层将特征的尺寸减少了 4 个。与 SENet 中的注意力是在输出通道上计算的不同, 我们的方法是在卷积核上计算的注意力。这种计算相对高效, 因为它只涉及调整卷积核的权值, 而不需要额外的复杂计算。因此, 我们的动态卷积设计保持了计算效率, 同时提高了模型对特征的选择性, 从而提高了整体网络性能。

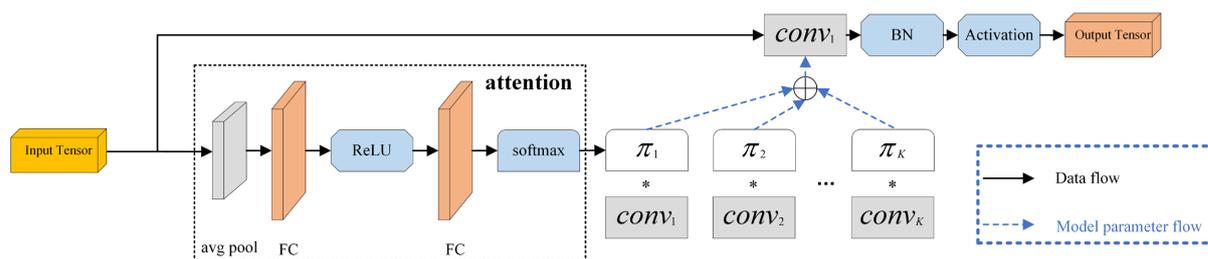


Figure 6. Dynamic convolutional module framework

图 6. 动态卷积模块框架

为了处理 $H \times W \times C_{in}$ 维度的输入特征图, 我们计算了注意力的计算复杂度, 注意力的计算复杂度如公式(1)所示。其注意力的运算优势是与卷积运算相比, 这个计算成本大大降低。而卷积运算的计算复杂度的计算方法如公式(2)所示, 其中 D_k 表示卷积核的大小, C_{out} 表示输出通道的数量。可以看出, 与卷积运算相比, 注意机制可以在处理相同大小的输入特征图时更高效, 所以此次改进使得生活垃圾检测在保持模型性能的同时也减少了计算资源的消耗。

$$O(\pi(x)) = HWC_{in} + \frac{C_{in}^2}{4} + \frac{C_{in}^2 K}{4} \quad (1)$$

$$O(W^T \tilde{x} + \tilde{b}) = HWC_{in} C_{out} D_k^2 \quad (2)$$

$$O(W^T \tilde{x} + \tilde{b}) \gg O\left(\sum \pi_k \tilde{W}_k\right) + O\left(\sum \pi_k \tilde{b}_k\right) + O(\pi(x)) \quad (3)$$

3.3. WaveletPool 模块

由于 YOLOv11n 模型上下采样算子模块参数数量和计算量较大, 识别准确率低。为了进一步降低冗余, 我们引进了 WaveletPool 模块。它是一个基于小波变换的新型池化层, WaveletPool 通过将输入数据分解为多个频率子带, 提供了输入数据的更丰富的表示。WaveletPool 层旨在替代 CNN 中的传统池化层。它使用一组预定义的小波滤波器将输入特征图分解为四个子带: 低低(LL)、低高(LH)、高低(HL)和高高(HH), 如图 7 所示。每个滤波器应用于输入特征图, 并将结果沿着通道维度连接起来。WaveletPool 层在 PyTorch 中实现为一个自定义的模型。滤波器被转换为 PyTorch 张量, 并设置为层的参数, 其中 requires_grad 设置为 False, 表示在训练过程中不更新滤波器。在前向传递过程中, 使用步长为 2 的 2D 卷积和分组卷积将滤波器应用于输入特征图, 以确保每个滤波器应用于相应的输入通道。我们引入 WaveletPool 模块进行优化, 进一步降低了冗余, 提升了模型的识别精度。因为对设备内存, 推理速度要求不高, 所以我们相

信这一次的轻量化创新适用于生活垃圾识别任务。

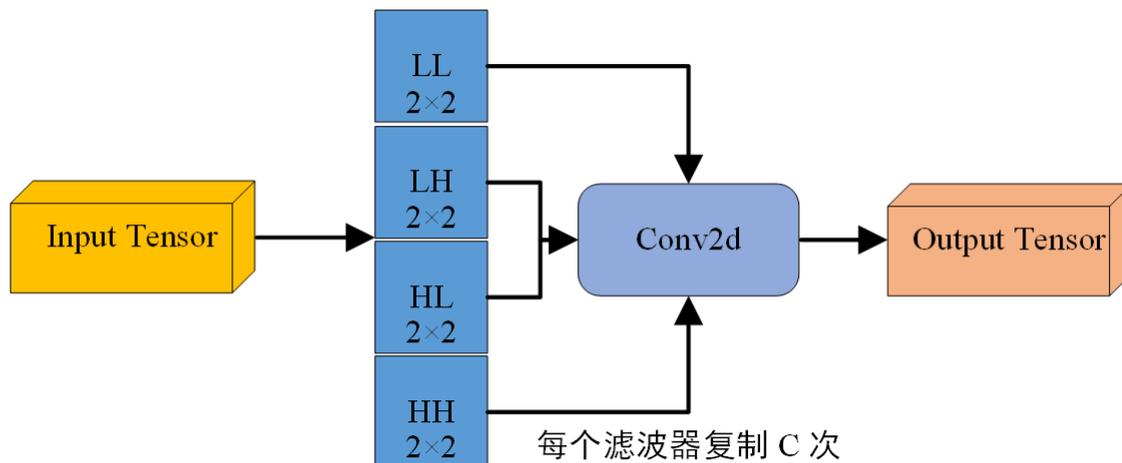


Figure 7. WaveletPool module framework
图 7. WaveletPool 模块框架

4. 实验与结果分析

4.1. 实验平台

实验的操作系统是 Windows 11 专业版, 处理器是 15 vCPU Intel(R) Xeon(R) Platinum 8362 CPU @ 2.80 GHz, 运行内存是 24 GB, GPU 模型是 RTX 3090, 实验是在 PyTorch 1.11.0 深度学习框架, Cuda 11.3 架构, 和 Python 版本是 3.8。训练参数: batch_size 设置为 16, epoch 设置为 200, 初始学习率为 0.01, 最终学习率为 0.01, 输入图像的大小自动缩放到 640 × 640, 不使用预训练权重值, 其他参数为默认值。

4.2. 实验数据集

在 SWD-YOLO 训练模型之前, 需要相应的数据集图像, 由于检测到的目标在每个图像上的不同角度与位置, 所以 SWD-YOLO 算法在训练时需要首先对图像的每一类目标进行标记。因此, 我们选择在互联网上下载图片, 使用 labelImg 制作标签, 完成了自制数据集。根据国际上对生活垃圾的分类, 我们把生活垃圾数据集进行四分类, 包括有害垃圾, 厨余垃圾, 其他垃圾, 可回收垃圾。图像总数为 8811 张。在制作数据集过程中, 我们按 8.5:1:0.5 随机划分数据集, 最后 7369 张图像为训练集图像, 922 张图像为验证集图像, 520 张图像为测试集图像, 如图 8 所示。

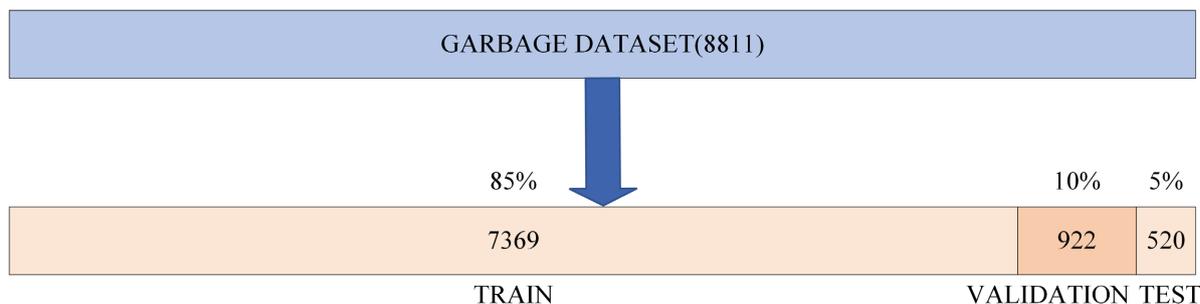


Figure 8. Classification of data sets
图 8. 数据集分类

4.3. 评价指标

选取参数量、计算量、精度、查全率和 mean Average Precision(mAP@50)作为模型的评价指标。其中, mAP@50 由精度 P 和查全率 R 计算得出。

精度 P 为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

查全率 R 为:

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

mAP@50 为:

$$AP = \int_0^1 P dR \quad (6)$$

$$mAP@50 = \frac{1}{n} \sum_i^n AP_i \quad (7)$$

其中 TP 为判断正确的阳性样本数, FP 为错误检测到的样本数, FN 为遗漏的样本数, AP 为由精度 P 和 R 组成的关于轴的曲线面积; mAP 为所有 AP 的平均值, mAP@50 中的 i 表示当前类别。当 mAP@50 较高时, 这意味着模型被训练得更好。

4.4. 消融实验

本实验在原 YOLOv11n 模型和 SWD-YOLO 在训练过程中保持的超参数不变。从表 1 可以看出在主干网络进行 SPPF-LSKA 模块的改进之后, 模型的参数量和 FLOPS 基本与原模型一致, mAP@50 有 1.3% 的提升。在进行 WaveletPool 模块的改进之后, 模型的参数量缩减了 0.5M, FLOPS 减少了 1G, mAP@50 有 1.7% 的提升。在进行完 DynamicConv 模块的改进之后, 模型的参数量略有增长, 计算量缩减了 0.3G, mAP@50 有 1.3% 的提升。本次实验的四个类别的部分数据集可视化示例如图 9 所示, 模型改进前后检测效果图如图 10 所示。

Table 1. Ablation experiment

表 1. 消融实验

		YOLOv11n				
SPPF-LSKA		√			√	√
WaveletPool			√		√	√
DynamicConv				√		√
Parameters/M	2.6	2.8	2.1	3.1	2.4	3.3
FLOPs/G	6.4	6.5	5.4	6.1	5.6	5.5
mAP@50/%	85.3	86.6	87.0	86.6	87.5	87.7
P /%	83.9	85.6	85.0	83.8	84.4	85.6
R /%	78.6	79.9	80.9	81.9	79.7	81.0

	Harmful garbage	Kitchen garbage	Other garbage	Recycal garbage
Images				
Visualization	harmful garbage1161.jpg 	Kitchen garbage916.jpg 	other garbage 0.9 	recycal garbage 0.8

Figure 9. Example of SWD-YOLO detection visualization

图 9. SWD-YOLO 检测可视化示例

YOLOv11		SWD-YOLO	
Kitchen garbage931.jpg 	harmful garbage1402.jpg 	Kitchen garbage945.jpg 	harmful garbage 1.0
Kitchen garbage923.jpg 	harmful garbage1189.jpg 	Kitchen garbage948.jpg 	other garbage036.jpg

Figure 10. Detection effect before and after improvement

图 10. 改进前后检测效果

然后, 在 SPPF-LSKA 模块改进的基础上, 实验融合了 WaveletPool 模块用来改进模型主干和上下采样算子部分, 模型的参数量缩减了 0.2M, FLOPS 缩减到原模型的 0.8G, 而且在模型显著的轻量级的基础上, 与原模型相比, mAP@50 有 2.2%的提升。

在前两次改进的基础上, 实验融合了 DynamicConv 模块来改进模型的上下采样算子, 模型的参数量略有增加, FLOPS 缩减了 0.9G, 进一步提升模型的轻量化程度, 更加显著地降低了模型的参数量和计算量, 且与原模型相比, mAP@50 有 2.4%的提升。此外模型的精确率, 召回率, mAP@50 都有不同程度的改善, 如表 1 所示。

因此, 本实验采用三次模块融合改进, 达到了生活垃圾分类算法的显著轻量化的目标, 并且改进后模型的 mAP50 也有显著的提升。所以, 本文提出的轻量级, 高精度的 SWD-YOLO 生活垃圾分类模型适用于垃圾分类任务。

4.5. 各类生活垃圾评价指标的详细对比实验

为了达到更全面的实验结果和评价, 我们对四类生活垃圾的平均精度(mAP@50), 精度(P)和查全率

(R)一系列评价指标进行了详细的对比实验。

对于平均精度(mAP@50), 在 SPPF-LSKA, WaveletPool 和 DynamicConv 三个模块逐渐添加到 YOLOv11n 网络的过程中, 有害垃圾的平均识别精度从 90.4%上升到 92.7%, 平均精度提高了 2.3%。厨余垃圾的平均识别精度从 80.4%上升到 82.7, 平均精度提高了 2.3%。其他垃圾的平均识别精度从 84.9%上升到了 88.3%, 平均精度提高了 3.4%, 是四类垃圾里面平均识别精度增长量最高的。可回收垃圾的平均识别精度从 85.6%上升到 86.9%, 平均精度提高了 1.3%, 实验结果如表 2 所示。

Table 2. Comparison of average accuracy of four types of household waste before and after improvement
表 2. 改进前后四类生活垃圾的平均精度对比

		YOLOv11n				
SPPF-LSKA		√			√	√
WaveletPool			√		√	√
DynamicConv				√		√
有害垃圾(AP/%)	90.4	90.7	90.2	90.0	90.1	92.7
厨余垃圾(AP/%)	80.4	81.6	81.8	80.0	81.7	82.7
其他垃圾(AP/%)	84.9	88.4	89.7	87.6	91.4	88.3
可回收垃圾(AP/%)	85.6	85.5	86.3	88.7	86.5	86.9

对于精度 P , 在 SPPF-LSKA, WaveletPool 和 DynamicConv 三个模块逐渐添加到 YOLOv11n 网络的过程中, 有害垃圾的精度从 89.5%上升到 90.2%, 精度提高了 0.7%。厨余垃圾的精度从 92.1%上升到 94.3%, 精度提高了 2.2%。其他垃圾的精度从 70.9%上升到了 72.4%, 精度提高了 1.5%。可回收垃圾的精度从 83.2%上升到 85.5%, 精度提高了 2.3%, 实验结果如表 3 所示。

Table 3. Comparison of accuracy rates for four types of household waste before and after improvement
表 3. 改进前后四类生活垃圾的精度对比

		YOLOv11n				
SPPF-LSKA		√			√	√
WaveletPool			√		√	√
DynamicConv				√		√
有害垃圾(P/%)	89.5	88.7	86.8	87.1	86.7	90.2
厨余垃圾(P/%)	92.1	92.0	93.3	88.9	90.1	94.3
其他垃圾(P/%)	70.9	77.5	77.2	75.8	77.1	72.4
可回收垃圾(P/%)	83.2	84.2	82.5	83.4	83.8	85.5

对于查全率 R , 在 SPPF-LSKA, WaveletPool 和 DynamicConv 三个模块逐渐添加到 YOLOv11n 网络的过程中, 有害垃圾的查全率从 79.1%上升到 85.6%, 查全率提高了 6.5%, 是四类垃圾里面查全率增长量最高的。厨余垃圾的查全率从 65.6%上升到 67.5%, 查全率提高了 1.9%。其他垃圾的查全率从 91.7%上升到了 92.5%, 查全率提高了 0.8%。可回收垃圾的查全率从 78.0%上升到 78.3%, 查全率提高了 0.3%, 实验结果如表 4 所示。

Table 4. Comparison of the four types of household waste checking rates before and after improvement
表 4. 改进前后四类生活垃圾的查全率对比

		YOLOv11n				
SPPF-LSKA		√			√	√
WaveletPool			√		√	√
DynamicConv				√		√
有害垃圾(R/%)	79.1	79.0	81.4	81.0	80.2	85.6
厨余垃圾(R/%)	65.6	67.6	67.4	71.5	67.6	67.5
其他垃圾(R/%)	91.7	94.2	94.2	92.5	94.2	92.5
可回收垃圾(R/%)	78.0	78.9	80.5	82.5	76.7	78.3

通过各类生活垃圾评价指标的详细对比实验, 不难发现本实验采用三次模块融合改进, 在每一类生活垃圾的平均精度(mAP@50), 精度(P)和查全率(R)一系列评价指标上都有着显著的改进成果。因此, 本文提出的轻量级高精度的 SWD-YOLO 生活垃圾分类模型适用于垃圾分类任务。

4.6. 不同模型之间的对比试验

为了进一步探索算法的进步, 保持数据集和超参数不变, 将改进算法与其他算法相比。对比的主流算法为 SSD, YOLOv3, YOLOv5s, YOLOv5m, YOLOv6n, YOLOv6s, YOLOv8n, YOLOv10m。目前以参数量和算术能力作为评价指标, 比较结果如表 2 所示。

从表 5 中可以看出, YOLOv3 的计算量和参数量是最大的, 分别为 87.5 GFLOPS 和 67.5M, YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv6n、YOLOv6s、YOLOv8n 和 YOLOv10m 的参数量和计算量也同样过于庞大, 会导致模型推理的速度变慢。此外, SSD 与之前的 YOLO 系列的平均精度都较低, 反观 SWD-YOLO 改进模型, 参数优化到 3.3M, 计算量也优化到了 5.5GFLOPS, 平均精度高达 87.7%。不难看出, 我们的改进模型 SWD-YOLO 与其他模型相比平均精度优势明显, 在参数量和算术能力的轻量级上有绝对优势, 对部署设备要求不高。因此, 本研究提出的算法模型适用于高精度且轻量级的生活垃圾分类检测任务。

Table 5. Comparative experiments with different algorithms
表 5. 不同算法的对比实验

算法模型	Parameters/M	FLOPs/G	mAP@50/%
SSD	24.4	30.7	75.6
YOLOv3	67.5	87.5	78.9
YOLOv5s	7.0	15.8	84.3
YOLOv5m	21.5	49.7	85.9
YOLOv6n	4.8	11.6	81.4
YOLOv6s	17.2	44.1	83.8
YOLOv8n	3.5	8.9	85.2
YOLOv10m	15.7	59.8	84.8
SWD-YOLO	3.3	5.5	87.7

5. 结论

本文基于 YOLOv11n 网络, 改进了生活垃圾分类识别算法, 达到了生活垃圾分类算法的高精度识别

和显著轻量化, 提高了生活垃圾识别的效果。首先, 通过引进 SPPF-LSKA 模块, 使改进后的 YOLOv11n 算法提高了特征表示的丰富性和计算效率, 增强了对不同大小垃圾的识别效果; 其次, 我们引入了 WaveletPool 模块进行进一步优化, 显著降低了模型参数量和计算量, 提升了模型的识别精度; 最后, 我们引入 DynamicConv 模块进行优化, 进一步降低了冗余, 提升了模型的识别精度。结果表明, 本次改进使模型在参数量和计算量显著降低的情况下, 提高了平均精度值(mAP@50)。在未来, 高精度的 SWD-YOLO 模型的应用将使得生活垃圾分类检测更加高效、便捷和经济。此外, SWD-YOLO 模型在降低了硬件要求和计算成本的基础上, 使得识别垃圾的平均精度更加准确, 有助于提升垃圾分类处理的智能化水平, 以保护生态环境。本算法还可以为多模态融合和端到端学习应用做出一定贡献。因硬件设备受限, 我们改进的算法应该还有一定的平均精度提升空间, 未来希望更多的研究者加入到我们的行动中。

参考文献

- [1] Ahmed, A.A.A. and Asadullah, A. (2020) Artificial Intelligence and Machine Learning in Waste Management and Recycling. *Engineering International*, **8**, 43-52. <https://doi.org/10.18034/ei.v8i1.498>
- [2] Zakaria, N. and Kamariah, S.N. (2023) Development of Smart Trash Bins (RoboBin) in Tourist Areas. *Research and Innovation in Technical and Vocational Education and Training*, **3**, 127-135.
- [3] Lukka, T.J., Tossavainen, T., Kujala, J.V., et al. (2014) Zenrobotics Recycler-Robotic Sorting Using Machine Learning. In: *Proceedings of the International Conference on Sensor-Based Sorting (SBS)*. Citeseer, 1-8.
- [4] Li, G., Liu, S., Wang, L. and Zhu, R. (2020) Skin-Inspired Quadruple Tactile Sensors Integrated on a Robot Hand Enable Object Recognition. *Science Robotics*, **5**, eabc8134. <https://doi.org/10.1126/scirobotics.abc8134>
- [5] Liu, S. and Li, K. (2023) Thermal Monitoring of Lithium-Ion Batteries Based on Machine Learning and Fibre Bragg Grating Sensors. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, **45**, 1570-1578. <https://doi.org/10.1177/01423312221143776>
- [6] Chu, Y., Huang, C., Xie, X., Tan, B., Kamal, S. and Xiong, X. (2018) Multilayer Hybrid Deep-Learning Method for Waste Classification and Recycling. *Computational Intelligence and Neuroscience*, **2018**, Article 5060857. <https://doi.org/10.1155/2018/5060857>
- [7] Li, Y., Li, K., Liu, X. and Zhang, L. (2020) Fast Battery Capacity Estimation Using Convolutional Neural Networks. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 1-14. <https://doi.org/10.1177/0142331220966425>
- [8] Alsubaei, F.S., Al-Wesabi, F.N. and Hilal, A.M. (2022) Deep Learning-Based Small Object Detection and Classification Model for Garbage Waste Management in Smart Cities and IOT Environment. *Applied Sciences*, **12**, Article 2281. <https://doi.org/10.3390/app12052281>
- [9] Ramsurrun, N., Suddul, G., Armoogum, S. and Foogooa, R. (2021) Recyclable Waste Classification Using Computer Vision and Deep Learning. 2021 *Zooming Innovation in Consumer Technologies Conference (ZINC)*, Novi Sad, 26-27 May 2021, 11-15. <https://doi.org/10.1109/zinc52049.2021.9499291>
- [10] Qi, J., Nguyen, M. and Yan, W.Q. (2023) Small Visual Object Detection in Smart Waste Classification Using Transformers with Deep Learning. In: Yan, W.Q., Nguyen, M. and Stommel, M., Eds., *Lecture Notes in Computer Science*, Springer Nature Switzerland, 301-314. https://doi.org/10.1007/978-3-031-25825-1_22
- [11] Kulkarni, H.N. and Raman, N.K.S. (2019) Waste Object Detection and Classification. CS230 Stanford.
- [12] Ren, S., He, K., Girshick, R., et al. (2015) Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **39**, 1137-1149.
- [13] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. and Farhadi, A. (2016) You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. 2016 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, 27-30 June 2016, 779-788. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2016.91>
- [14] Redmon, J. and Farhadi, A. (2017) YOLO9000: Better, Faster, Stronger. 2017 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, 21-26 July 2017, 6517-6525. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2017.690>
- [15] Redmon, J. and Farhadi, A. (2018) YOLOv3: An Incremental Improvement. arXiv:1804.02767.
- [16] Bochkovskiy, A., Wang, C.Y. and Liao, H.Y.M. (2020) Yolov4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. arXiv:2004.10934.
- [17] Li, C., Li, L., Jiang, H., et al. (2022) YOLOv6: A Single-Stage Object Detection Framework for Industrial Applications. arXiv:2209.02976.

-
- [18] Wang, C., Bochkovskiy, A. and Liao, H.M. (2023) YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors. 2023 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Vancouver, 17-24 June 2023, 7464-7475. <https://doi.org/10.1109/cvpr52729.2023.00721>
- [19] Wang, C., Yeh, I. and Mark Liao, H. (2024) YOLOv9: Learning What You Want to Learn Using Programmable Gradient Information. In: Leonardis, A., Ricci, E., Roth, S., Russakovsky, O., Sattler, T. and Varol, G., Eds., *Lecture Notes in Computer Science*, Springer Nature Switzerland, 1-21. https://doi.org/10.1007/978-3-031-72751-1_1
- [20] Wang, A., Chen, H., Liu, L., et al. (2024) Yolov10: Real-Time End-to-End Object Detection. *Advances in Neural Information Processing Systems*, **37**, 107984-108011.
- [21] Ren, Y., Li, Y. and Gao, X. (2024) An MRS-YOLO Model for High-Precision Waste Detection and Classification. *Sensors*, **24**, Article 4339. <https://doi.org/10.3390/s24134339>
- [22] Pan, S., Wang, N., Lin, Y. and Tang, J. (2024) Based on YOLOv8 Intelligent Trash Can Garbage Classification Detection Algorithm. *Mathematical Modeling and Algorithm Application*, **2**, 28-32. <https://doi.org/10.54097/67mska34>
- [23] Panmuang, M. and Rodmorn, C. (2024) Garbage Detection Using YOLO Algorithm for Urban Management in Bangkok. *WSEAS Transactions on Computer Research*, **12**, 236-243. <https://doi.org/10.37394/232018.2024.12.23>
- [24] Li, P., Xu, J. and Liu, S. (2024) Solid Waste Detection Using Enhanced YOLOv8 Lightweight Convolutional Neural Networks. *Mathematics*, **12**, Article 2185. <https://doi.org/10.3390/math12142185>
- [25] Shroff, M., Desai, A. and Garg, D. (2023) YOLOv8-Based Waste Detection System for Recycling Plants: A Deep Learning Approach. 2023 *International Conference on Self Sustainable Artificial Intelligence Systems (ICSSAS)*, Erode, 18-20 October 2023, 1-9. <https://doi.org/10.1109/icssas57918.2023.10331643>
- [26] Zhong, C., Wu, H., Jiang, J., Zheng, C. and Song, H. (2024) YOLO-DLHS-P: A Lightweight Behavior Recognition Algorithm for Captive Pigs. *IEEE Access*, **12**, 104445-104462. <https://doi.org/10.1109/access.2024.3414859>
- [27] Williams, T. and Li, R. (2018) Wavelet Pooling for Convolutional Neural Networks. *International Conference on Learning Representations*, Vancouver, 30 April-3 May 2018, 1-12.
- [28] Chen, Y., Dai, X., Liu, M., Chen, D., Yuan, L. and Liu, Z. (2020) Dynamic Convolution: Attention over Convolution Kernels. 2020 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Seattle, 13-19 June 2020, 11027-11036. <https://doi.org/10.1109/cvpr42600.2020.01104>