

陆川, 黄志禹, 梁凤霞, 等. 塑料分选方法设计及 Zynq 实现[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(1): 187-193. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.250128

塑料分选方法设计及 Zynq 实现

陆川, 黄志禹, 梁凤霞, 朱志国, 罗林保

(合肥工业大学 微电子学院, 合肥 230601)

摘要: 废旧塑料回收利用是解决当前由塑料导致的环境污染和资源浪费问题的重要方法之一, 其难点在于使用传统方法识别和分类塑料种类效率较低、速度慢。本文基于 Zynq 设计了一种利用采集的塑料光谱图像结合卷积神经网络算法, 实现多种塑料分选的方法。该系统在 Xilinx Zedboard 开发板上进行硬件设计和性能测试, 采用定点量化方式对数据进行压缩, 优化了数据存储方式, 最后以 0.13ms 的前向推理速度和 92.6% 的识别准确率成功实现对聚乙烯、聚丙烯和聚苯乙烯等 6 种塑料的分类。

关键词: Zedboard; 卷积神经网络; 塑料分选; 近红外光谱; 硬件设计

中图分类号: TQ325

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)01-0187-07

Design of plastic sorting method and implementation on Zynq

LU Chuan, HUANG Zhiyu, LIANG Fengxia, ZHU Zhiguo, LUO Linbao

(School of Microelectronics, Hefei University of Technology, Hefei 230601, China)

Abstract: The recycling and reuse of waste plastics is one of the important methods to solve the current environmental pollution and resource waste caused by plastics. The difficulty lies in the low efficiency and slow speed of using traditional methods to identify and classify plastic types. This article presents a method for plastic sorting using a near-infrared spectrometer to acquire plastic spectral images and a convolutional neural network algorithm based on Zynq. The hardware design and performance test of the system were carried out on Xilinx Zedboard. The system is hardware designed and performance tested on the Xilinx Zedboard development board, and the data is compressed using fixed-point quantization and the data storage method is optimized. Finally, with a forward inference speed of 0.13 ms and a recognition accuracy of 92.6%, the system successfully classifies six types of plastics including polyethylene, polypropylene, and polystyrene.

Key words: Zedboard; convolutional neural network; plastic sorting; near-infrared spectroscopy; hardware

0 引言

塑料产业随着全球经济的快速发展, 被逐渐应用于工农业生产、家用、医疗等多个领域, 塑料制品产量呈现逐年增加的趋势。联合国环境规划署 2021 年发布的报告显示: 1950~2017 年期间, 全球累计生产塑料达 92 亿吨, 其中约 79% 被填埋或者进入自然环境, 12% 被焚烧, 仅 9% 左右的塑料废弃物被回收利用^[1]。据统计, 仅 2019 年, 全球废旧塑料污染排放的清理成本就高达 3.7 万亿美元, 如果不采取相应措施, 预计到 2040 年, 废旧塑料处理的社

会成本将飙至 7.1 万亿美元^[2]。而传统塑料分选方法效率较低、易受人工影响, 很难实现快速准确地识别不同种类的塑料, 从而给废旧塑料回收利用带来很大困扰。

近红外光谱分析技术多用于对待测样品进行定量和定性分析, 其包含的丰富含氢基团信息, 能够对含醇、酚、胺等不饱和碳氢化合物以及某些高分子化合物进行判别^[3]。利用近红外光谱分析技术判别塑料种类, 需要从特征吸收峰位置、数量及强度进行分析, 从而得出该测试样品中所包含的基团种类, 进而确定分子结构, 最终得出测试样本的塑料类别。常见

基金项目: 国家自然科学基金(61675062, 62074048); 中央高校基础研究基金(PA2020GDKC0014, JZ2022HGQA0185); 安徽省重点研发计划(2022f04020007)。

作者简介: 陆川(1997—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 基于 FPGA 的深度学习算法的硬件设计及实现;

通信作者: 罗林保(1981—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 基于 FPGA 的深度学习算法的硬件加速器设计, 高性能半导体光电子器件和智能光电检测系统。Email: luolb@hfut.edu.cn。

收稿日期: 2023-08-03

近红外光谱建模方法有:支持向量机(SVM)^[4-5]、偏最小二乘法(PLS)^[6]、BP神经网络^[7]等。随着应用多样化和测试样本的增加,传统建模方法(如PLS)已无法对非线性进行有效拟合,BP神经网络运算速度过慢的情况不时发生。为解决上述问题,基于深度学习尤其是卷积神经网络(CNN)的近红外定性或定量分析方法得到了广泛应用^[8-9]。

通常,CNN会布置在CPU或GPU上,但随着模型结构度复杂化,低吞吐率和低利用效率使得其难以满足快速、高效的设计需求。为解决这类问题,使用现场可编程门阵列(FPGA)和专用集成电路(ASIC)进行加速处理,是有效的解决方案之一^[10]。ASIC可以实现定制和较小尺寸设计,但是设计周期复杂且缺乏可重构性。而FPGA体积小、成本低并具有可重构性和可并行设计的特点,适合对频繁迭代和更新的算法进行加速。

基于以上分析,本文在集成FPGA的Zynq开发平台上,设计了一种基于近红外光谱结合卷积神经网络塑料分选算法,实现了丙烯晴-丁二烯-苯乙烯共聚合物(ABS)、聚碳酸酯(PC)、聚乙烯(PE)、聚对苯二甲酸乙二醇酯(PET)、聚丙烯(PP)和聚氯乙烯(PVC)6种塑料的成功分类。

1 研究现状及实验准备

1.1 近红外光谱检测技术在塑料分选领域研究现状

基于近红外光谱检测含氢基团的振动倍频及合频吸收现象,除黑色及少部分塑料以外,不同种类的塑料

在近红外光谱区会表现出不同的光谱特征^[11-12],从而使近红外光谱技术实现塑料分选成为可能。

Laasonen等^[13]采集不同厚度PVC塑料光谱数据,用于构建基于PVC塑料厚度与光谱数据之间的模型,并成功实现分选。张毅民^[14]等基于近红外光谱技术结合Fisher判别法,实现了对PVC、PP、PET和PE等多种废旧塑料的高精度分选。Tachwali等^[15]开发了一套搭配机器视觉技术和近红外光谱技术的塑料分类系统,通过采集近红外光谱数据识别塑料种类,并使用CCD相机识别塑料外表颜色,最终实现塑料分类。

1.2 数据采集

本实验将使用NIR25S型线阵近红外光谱仪(上海复享仪器设备有限公司)作为光谱采集工具,搭配使用光谱仪操作软件Morpho,实现丙烯晴-丁二烯-苯乙烯共聚合物(Acrylonitrile Butadiene Styrene, ABS)、聚碳酸酯(Polycarbonate, PC)、聚乙烯(Polyethylene, PE)、聚对苯二甲酸乙二醇酯(Polyethylene Glycol Terephthalate, PET)、聚丙烯(Polypropylene, PP)和聚氯乙烯(Polyvinyl Chloride, PVC)6种塑料的光谱采集,光谱范围涵盖900~2500nm。

待采集塑料样品均为白色不透明塑料,采集时样本类型均已知,采集完成后将明显偏差的样本数据剔除。留下的样本按7:1:2随机划分为训练集、测试集和验证集。根据采集的塑料光谱数据,使用Origin 2019绘制的6种塑料近红外光谱图如图1所示。

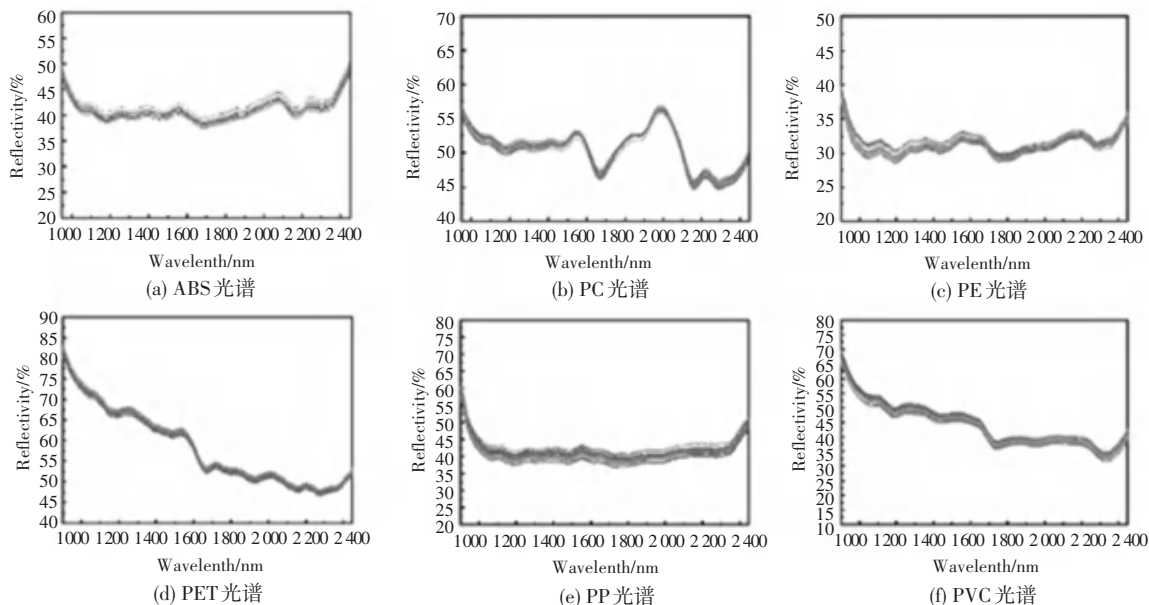


图1 6种塑料近红外光谱图

Fig. 1 Near-infrared spectra of 6 plastics

由图 1 可知,PC 在 1 680 nm 和 2 000 nm 处有明显不同于其它塑料的特征峰;PP 的特征峰个数和位置明显少于其它 5 种塑料;而 ABS 和 PE、PET 和 PVC 也存在不同位置及不同强度的光谱吸收峰差异。由此可见,塑料样本的近红外光谱可以作为塑料分选的依据。

CNN 模型一般适用于二维或者多维信号输入,为适配模型结构,本文将采集的一维近红外光谱数据通过 Python 进行维度转换,生成二维灰度图片后再送入模型进行训练和后续开发。图 2 分别显示了 ABS、PC、PE、PET、PP、PVC 塑料近红外光谱数据转换后的二维灰度图。利用近红外光谱分析技术进行样品定性或定量分析时,存在数据预处理复杂、预测精度不高以及难以处理大量非线性数据等问题,可以通过增加卷积神经网络隐藏层数,有效提高模型对光谱数据中的高层次特征提取能力^[16]。

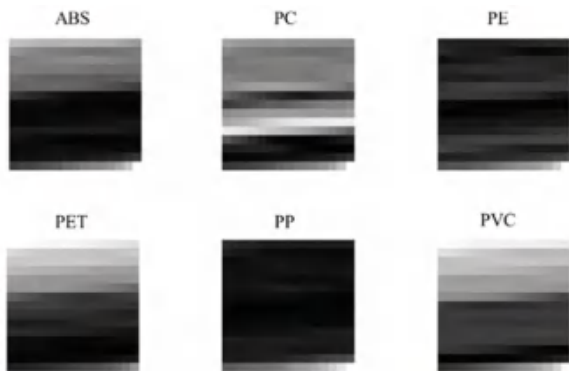


图 2 6 种塑料灰度转换图

Fig. 2 Grayscale conversion diagram of 6 kinds of plastics

1.3 参数优化

本文选择在 Zynq 平台上搭载塑料分选网络模型,考虑到板卡本身的资源和存储容量限制,需要在实现硬件设计前,对网络参数进行优化。网络参数主要包含输入图片数据、训练权重和中间计算结果。其中,本论文塑料分选网络权重参数量为 44 086,中间缓存参数量为 6 588,若使用全精度(32 位浮点数)存储数据则共计需要 $1.4+0.2=1.6$ Mbit。为缓解 BRAM 存储压力,对于输入图片数据,先将其存入 SD 卡中,需要时通过 PS 端调用 SDIO 进行读取,权重数据和中间计算结果则直接存入 BRAM 中。优化方法是使用较低位宽的定点数来代替 32 浮点数进行计算,常见的有 16 位定点和 8 位定点数,本文中选用 INT8 代替 Float32 进行运算,因此实际 BRAM 存储消耗空间只有 $0.3+0.05=0.35$ Mbit,此过程中会损失一定的数据精度,但是模型量化可以

减小数据宽度、降低计算复杂度,并在一定程度上加快模型推理速度^[17]。

2 总体设计方案

本实验基于 Xilinx Zedboard 平台进行开发,开发流程包括:

1) 根据软硬件划分方案将含有大量计算的任务交由硬件 FPGA 来完成,而将逻辑控制部分交给 ARM 端来处理;

2) 使用 Verilog HDL 将硬件实现的部分设计成 IP 核;

3) 通过添加 IP 核、DMA 等外设,以及连接 PS 和 PL 端的 AXI 接口等进行总体设计,完成后生成比特流文件导入 SDK;

4) 在 SDK 中开发底层驱动应用程序完成 PS 对 DMA、IP 核部分的驱动。PS 和 PL 之间通过高级可扩展接口 (AXI) 进行数据交互。其中,使用 Verilog 实现硬件部分设计,以及正确控制寄存器读取图片和权重数据进行运算是整个部分的核心。系统整体架构设计如图 3 所示。

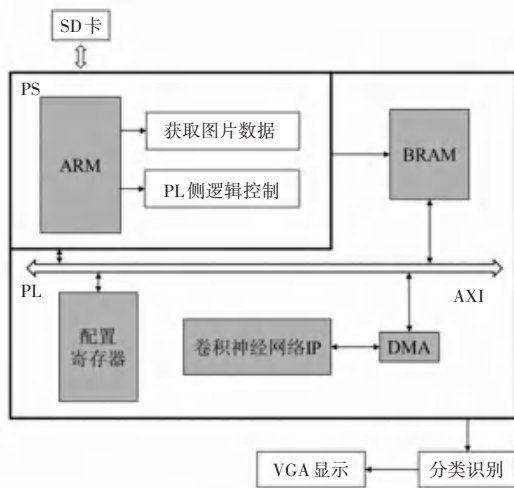


图 3 系统框架

Fig. 3 System frame diagram

2.1 塑料分选网络算法设计

本文以轻量级网络 LeNet 为基础进行塑料分选网络模型设计和搭建。选择 Pytorch 框架进行模型训练,通过前向传播方式确定模型基本参数,记录输出结果,以此计算真实标签和输出结果之间的误差,并根据误差计算损失函数,再通过梯度下降算法^[18]不断优化和更新参数。

使用 GPU 训练得到分选模型,其模型结构包含:两层卷积层 (Conv1, Conv2),两层池化层 (Pool1,

Pool2), 一层平铺层 (F1), 两层全连接 (D1, D2) 以及输出层 (Output), 最终结果将经过 SoftMax 进行分

类输出。模型结构如图 4 所示。

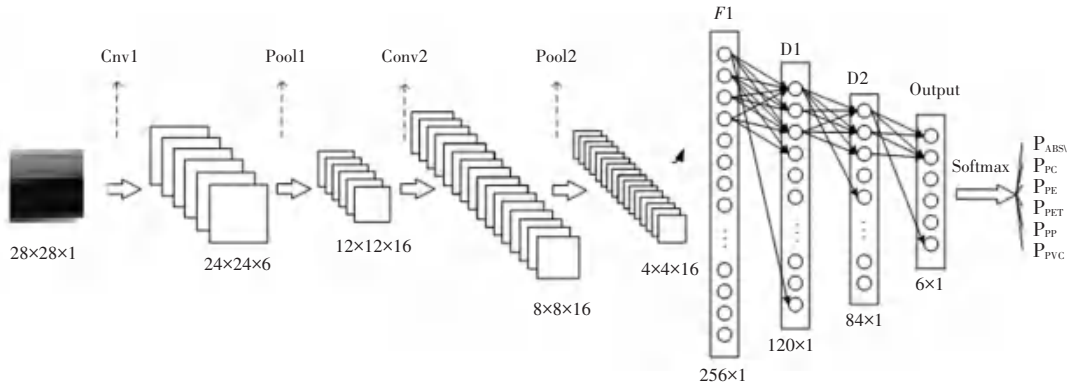


图 4 塑料分选模型网络结构

Fig. 4 Network structure of plastic sorting model

由图 4 可知, 网络输入为 28×28 大小灰度图片, Conv1 层和 Conv2 层卷积核大小分别为 6×5×5、16×6×5×5, 滑动步进为 1, 像素填充为 0。池化层统一采用 2×2 大小窗口进行下采样操作, 滑动步进为 2。网络含有 3 层全连接层, 最终结果由 SoftMax 进行归一化处理, 输出分类结果和对应该置信度。此外, 中间层激活函数均选取 ReLU 函数进行激活。

2.2 塑料分选网络硬件设计

2.2.1 数据读取

FPGA 的优势在于本身可重构和可并行的结构设计, 通过滑动窗口正确提取数据进行计算, 是网络前向推理过程中的基础部分^[19]。卷积计算中的大量乘加操作占据了整个系统计算资源的主要部分, 本文以卷积层硬件实现为例进行说明。

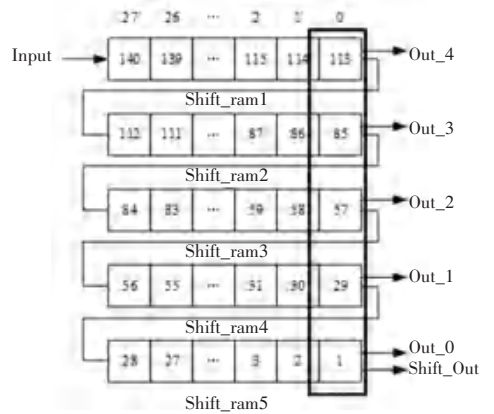
由图 5 可知, 输入图片大小为 28×28, 灰色部分为待提取的滑窗数据, 为了能够准确提取数据进行乘加运算, 本文设计了 5 个 28×9 bit 的移位寄存器进行数据读取。开始计算之前, 先将输入矩阵 0~4 行的数据输入到移位寄存器中, 输入顺序如图 6 所示的 input 输入, 数据采用串行输入, 每次输入一个像素值, 从 Shift_ram1 开始。移位寄存器装满后, 以右边第一列数据为移位寄存器输出数据与第一列卷积运算窗口数据行相同, 然后将这 5 个数据存储到 5×5 的寄存器中。

在下一个时钟周期来临时, 移位寄存器 Shift_ram 中的边缘数据 1 会被移除, 数据会逐个往右移动, 以此更新 Out_0~4 口的输出。同时, 存放滑动窗口数据的寄存器往左移动一格, 反复执行, 直到矩阵所有数据均完成卷积运算。

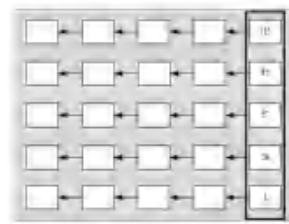
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	
29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57
58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86
87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100	101	102	103	104	105	106	107	108	109	110	111	112	113	114	115
116	117	118	119	120	121	122	123	124	125	126	127	128	129	130	131	132	133	134	135	136	137	138	139	140	141	142	143	144
145	146	147	148	149	150	151	152	153	154	155	156	157	158	159	160	161	162	163	164	165	166	167	168	169	170	171	172	173
174	175	176	177	178	179	180	181	182	183	184	185	186	187	188	189	190	191	192	193	194	195	196	197	198	199	200	201	202

图 5 输入滑窗数据

Fig. 5 Enter sliding window data



(a) 获取卷积滑窗输入



(b) 第一列滑窗输入存入 5×5 寄存器

图 6 卷积运算缓存

Fig. 6 Convolution operation cache

卷积运算的硬件实现是在单个乘加单元基础上进行扩展,采用乘加树的形式进行设计。由图 7 可知,CLK1 内将由滑窗提取的 25 个图片数据和对应权重数据进行并行乘加运算,结果送入加法树;在 CLK2

内完成 CLK1 乘单元输出结果的累加;加上偏置后,总计 13 个累加结果送入寄存器中;重复以上操作,在 CLK6 内得到卷积模块并行乘加的最终结果。

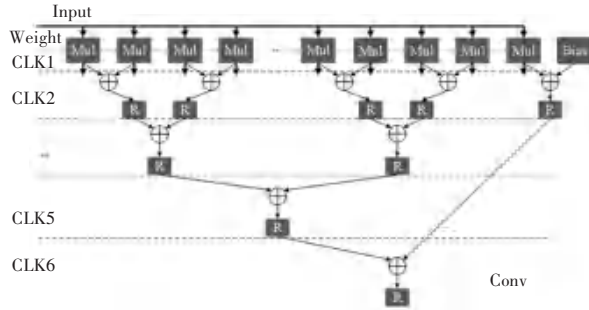


图 7 Conv 模块硬件设计

Fig. 7 Hardware design of Conv module

2.2.2 并行设计

FPGA 实现并行设计需要根据片上资源来衡量并行度,本文 Zedboard 平台中含有 220 个 DSP 单元,去除 20% 的余量,剩余的 DSP 最多支持例化 7 个卷积单元。每个 DSP 单元支持 2 个 INT8 数据的卷积运算,所以最大并行度为 $2 \times 7 = 14$ 。因此,本文首先对卷积单元中的 25 个数据进行并行运算,Conv1 层卷积核为 6 通道,因此支持通道全并行。而 Conv2 层为 16 个 6 通道的卷积核,超出可并行计算的最大值,因此选择在单个卷积核内采取全并行方式,而 16 个卷积核之间采取串联方式进行计算,

即部分并行。

2.2.3 硬件实现

本文使用 Xilinx Zedboard 开发板进行性能测试,该开发板具有双核 ARM Cortex-A9 处理器和一个 XC7z020c1g484 的 FPGA,内含 512 MB 的 DDR3 片上存储资源和 4 GB 的 SD 卡,同时挂载有 VGA、HDMI 以及 USB 等多个接口和插槽。设计使用 Verilog HDL 编写各模块代码进行仿真和测试,完成后在 Vivado 中进行 RTL 级仿真,Vivado 中设计硬件实现模块部分 Block Design 如图 8 所示。

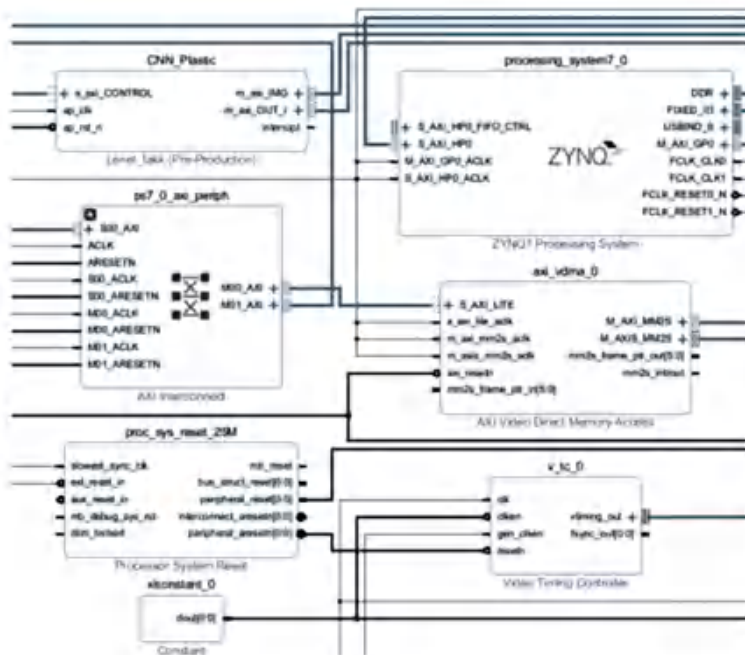


图 8 硬件加速模块 Block Design

Fig. 8 Block Design of hardware acceleration module

在使用 Verilog HDL 编写各部分代码完成测试之后,将其综合成 IP 核并在 Vivado 中创建 Block Design,通过搜索添加 IP 进行调用。适当的添加时钟、复位或者控制信号模块,各部分之间通过 AXI 互连进行数据传输,生成比特流文件后将硬件信息导出供 SDK 开发。

3 实验结果分析

硬件实现之后,将生成的比特流文件导出后启

表 1 FPGA 资源消耗分析
Table 1 Analysis of FPGA resource consumption

资源	LUT	FF	BRAM	DSP
总量	53 200	106 400	140	220
实际使用	20 240	24 472	22	150
资源消耗比	38%	23%	15.7%	68.2%

其中,DSP 和 LUT 的利用率较高,表明该算法充分占用较多的乘法器资源,以提高算法整体的并行性;BRAM 和 LUT 占用资源较少;FF 资源消耗比最少,表明系统整体结构还存在较大的改进空间。相比于文献[20]使用便携式近红外光谱仪结合化学计量方法对多种塑料进行分类,本文使用 CNN 模型能够更好地提取近红外光谱特征,通过软硬件协同处理方式,在 Zynq 平台上实现了塑料分选系统的嵌入式开发,提高了网络前向推理的速度,同时保持有 92.6% 的识别准确率。此外,与文献[21]使用 DDR 存储权重和图片数据不同的是,本文使用 BRAM 存储权重数据和中间计算结果,输入图片数据首先存入 SD 卡中,需要用时再通过 PS 端配置 SDIO 口进行读取。因此,数据存取速度快于 DDR,最终使用 Zynq 平台实现塑料分选单张图片的识别时间是 0.13 ms,相比于 PC 端速度提升了 5 倍左右。

4 结束语

针对废旧塑料分类效率低、成本高等问题,本文提出基于 Zynq 平台进行塑料分选网络模型设计,前期通过转换光谱数据维度和采用数据量化方式为实验做准备,利用 Verilog HDL 编写各部分代码并生成 IP 核,利用 Block Design 设计硬件通路并将最终预测结果在 VGA 上进行显示。系统具有良好的稳定性和可靠性,并成功在 Zynq 平台上实现对 ABS、PC、PE、PET、PP 和 PVC 6 种塑料的快速识别。塑料分选识别的准确率可达 95.4%。其中,ABS、PC、

动 SDK,并创建工程文件,通过对 IP 中的寄存器进行读写,实现输入使能和控制计算结果输出。连接 Zedboard、电脑以及 VGA 显示器,将程序下载到 Zedboard 中,经 VGA 显示塑料分选网络识别结果及分类结果置信度。

硬件实现塑料分选网络过程中会消耗大量逻辑资源,根据不同网络结构和资源需求,Zedboard 板卡含逻辑资源消耗会有所区别,具体情况见表 1。

PET、PVC 的识别准确率接近 100%,而 PP 和 PE 由于光谱曲线相似,识别准确率略低。后续,将围绕深色塑料和多成分聚合塑料进行探究。

参考文献

- [1] 苗开珍,孟娇龙,姜雪峰. 塑料废弃物污染及降解的研究进展[J]. 华东师范大学学报(自然科学版),2023(1):170-176.
- [2] 杨松颖,丁小慧. 应对塑料污染历史性协议:联合国环境大会同意制定防治塑料污染国际协议[J]. 世界环境,2022(2):32-35.
- [3] 朱珂郁,曹长林,杨松伟,等. 近红外光谱技术原理及其在废杂塑料识别分选中的应用进展[J]. 福建师范大学学报(自然科学版),2021,37(5):109-116.
- [4] CHEN C, LI H, LV X, et al. Application of near infrared spectroscopy combined with SVR algorithm in rapid detection of cAMP content in red jujube[J]. Optik, 2019(194): 163063.
- [5] AMIRVARESI A, PARASTAR H. External parameter orthogonalization-support vector machine for processing of attenuated total reflectance - mid - infrared spectra: A solution for saffron authenticity problem [J]. Analytica Chimica Acta, 2021 (1154): 338308.
- [6] BARRA I, HAEFELE S M, SAKRABANI R, et al. Soil spectroscopy with the use of chemometrics, machine learning and pre-processing techniques in soil diagnosis: Recent advances - A review[J]. TrAC Trends in Analytical Chemistry, 2021(135): 116166.
- [7] DAI H, MACBETH C. Effects of learning parameters on learning procedure and performance of a BPNN[J]. Neural Networks, 1997, 10(8): 1505-1521.
- [8] YANG J, XU J F, ZHANG X L, et al. Deep learning for vibrational spectral analysis: Recent progress and a practical guide[J]. Analytica Chimica Acta, 2019(1081): 6-17.
- [9] AWOTUNDE O, ROSEBOOM N, CAI J, et al. Discrimination of substandard and falsified formulations from genuine pharmaceuticals using NIR spectra and machine learning[J]. Analytical Chemistry, 2022, 94(37): 12586-12594.

- [10] 刘腾达, 朱君文, 张一闻. FPGA 加速深度学习综述[J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(11): 2093-2104.
- [11] 褚小立, 陈瀑, 李敬岩, 等. 近红外光谱分析技术的最新进展与展望[J]. 分析测试学报, 2020, 39(10): 1181-1188.
- [12] 霍学松, 陈瀑, 戴嘉伟, 等. 微小型近红外光谱仪的应用进展与展望[J]. 分析测试学报, 2022, 41(9): 1301-1313.
- [13] LAASONEN M, RANTANEN J, HARMIA-PULKKINEN T, et al. Near infrared reflectance spectroscopy for the fast identification of PVC-based films[J]. Analyst, 2001, 126(7): 1122-1128.
- [14] 张毅民, 白家瑞, 刘红莎, 等. 基于近红外的 Fisher 判别法鉴别废塑料[J]. 工程塑料应用, 2014, 42(5): 75-79.
- [15] TACHWALI Y, Al-ASSAF Y, Al-ALI A R. Automatic multistage classification system for plastic bottles recycling [J]. Resources, Conservation and Recycling, 2007, 52(2): 266-285.
- [16] 张文杰, 焦安然, 田静, 等. 卷积神经网络和支持向量机算法在塑料近红外光谱分类中的模型应用[J]. 分析测试学报, 2021, 40(7): 1062-1067.
- [17] 曾焕强, 胡浩麟, 林向伟, 等. 深度神经网络压缩与加速综述[J]. 信号处理, 2022, 38(1): 183-194.
- [18] RUDER S. An overview of gradient descent optimization algorithms [J]. arXiv preprint arXiv, 1609.04747, 2016.
- [19] LI X, ZHANG X, YAN X, et al. Convolutional neural network acceleration system based on FPGA[J]. Journal of Hebei University (Natural Science Edition), 2019, 39(1): 99-105.
- [20] RANI M, MARCHESI C, FEDERICI S, et al. Miniaturized near-infrared (MicroNIR) spectrometer in plastic waste sorting [J]. Materials, 2019, 12(17): 2740.
- [21] 陈辰, 柴志雷, 夏珺. 基于 Zynq7000 FPGA 异构平台的 YOLOv2 加速器设计与实现[J]. 计算机科学与探索, 2019, 13(10): 1677-1693.