

DOI: 10.13652/j.issn.1003-5788.2021.05.009

# 基于多特征神经网络的便携式地沟油快速检测仪

A portable and rapid gutter oil detector based on multi-feature neural network

张志鹏<sup>1</sup> 黄世震<sup>2</sup> 林梦如<sup>2</sup>

ZHANG Zhi-peng<sup>1</sup> HUANG Shi-zhen<sup>2</sup> LIN Meng-ru<sup>2</sup>

陆清茹<sup>1</sup> 林彦<sup>1,2</sup> 陈睿祺<sup>2,3</sup>

LU Qing-ru<sup>1</sup> LIN Yan<sup>1,2</sup> CHEN Rui-qi<sup>2,3</sup>

(1. 东南大学成贤学院电子与计算机工程学院, 江苏 南京 210088; 2. 福州大学福建省  
微电子集成电路重点实验室, 福建 福州 350116; 3. 南京仁面集成电路技术有限公司

Verimake 创新实验室, 江苏 南京 210000)

(1. Department of Electronic and Computer Engineering, Southeast University Chengxian College, Nanjing, Jiangsu 210088, China; 2. Fujian Key Lab of Microelectronics & Integrated Circuits, Fuzhou University, Fuzhou, Fujian 350116, China; 3. Verimake Research, Nanjing Renmian IC-tech Co., Ltd., Nanjing, Jiangsu 210000, China)

**摘要:** 基于可编程片上系统(SoPC)的异构架构, 设计了便携式地沟油快速检测仪。以现场可编程逻辑门阵列(FPGA)通过移植 Cortex-M0 软核, 完成 SoPC 平台的构建; 使用 FPGA 硬件资源, 通过串并通行流水线设计思想对运算次序进行优化, 设计了参数校准加速器和神经网络加速器并接入总线系统。验证测试表明: 该装置可以高速准确地完成地沟油定性分析, 并能区分油的种类, 相较于传统的同类终端地沟油检测设备, 检测时间缩短了 89%; 同时, 引入加速器后的 SoPC 的数据处理速度超过 Cortex-A9 两倍。

**关键词:** 地沟油; 检测; 异构架构; 现场可编程逻辑门阵列; 神经网络; 可编程片上系统

**Abstract:** An offline oil detection device is designed based on the heterogeneous architecture of a System on a Programmable Chip (SoPC). The SoPC platform is constructed by porting Cortex-M0 soft core to Field Programmable Gate Array (FPGA). Using FPGA hardware resources, the operation order is optimized through the pipeline design with serial-parallel hybrid methods. Moreover, the parameter calibration accelerator and neural network accelerator are designed and connected to the bus system. Experimental results show that this device can perform the quali-

tative analysis and classification of gutter oil accurately with high detection efficiency. Compared with the traditional similar terminal gutter oil detection equipment, the detection time is shortened by 89%. Moreover, the data processing speed of SoPC increases by twice comparing to Cortex-A9, with the introduction of accelerator.

**Keywords:** gutter oil; detection; heterogeneous architecture; FPGA; neural network; system on programmable chip

“地沟油”对人体健康有着极大的伤害, 通常执法部门对于“地沟油”的检测以采样后通过实验室相应化学检测予以完成, 例如质谱法<sup>[1]</sup>、荧光衍生法<sup>[2]</sup>、光谱法<sup>[3-4]</sup>、核磁共振法<sup>[5]</sup>等, 检测时间长, 成本高。便携式地沟油检测装置通常是基于电导率<sup>[6]</sup>、折光率<sup>[7]</sup>、pH 值、过氧化值<sup>[8]</sup>对待测油样进行定性判断, 若油样存在掺杂, 其准确率会极大降低<sup>[9]</sup>, 且此类便携式检测装置通常使用以 Cortex-M3(简称 M3)为代表的微控制器作为主控制系统来进行数据处理<sup>[10]</sup>, 其处理速度和精确性受微控制器性能的限制<sup>[11]</sup>。文章拟以现场可编程逻辑门阵列(Field Programmable Gate Array, FPGA)作为开发平台, 利用多特征神经网络设计现场地沟油快速检测仪, 旨在为提升便携式地沟检测设备的准确率和检测速度提供依据。

## 1 系统方案设计

### 1.1 数据准备及特征选取

1.1.1 数据准备 系统共划分 7 种标签, 包含 6 种不同类别的油(菜籽油、大豆油、花生油、橄榄油、煎炸老油及

**基金项目:** 江苏省自然科学基金项目(编号: BK20181141); 福州大学产学研校企合作项目(编号: 0101/01011919)

**作者简介:** 张志鹏, 男, 东南大学成贤学院工程师, 硕士。

**通信作者:** 黄世震(1968—), 男, 福州大学副教授, 博士。

E-mail: hs501@fzu.edu.cn

**收稿日期:** 2020-11-17

地沟油)及其他。分别采集不同品牌相同种类的原始油样共 18 种。通过掺杂不同的调料物(酱油、醋、盐等),每种类别的油可以分别获得 360 种掺杂组合;而“其他”标签则采用 3 种非油液体(纯净水、牛奶和豆浆)进行相同比例掺杂,获得 360 种组合。综上,共获得 2 541 种待测样品组合。分别对待测样品进行水浴加热至目标温度,记录相应的电导率,电导率差值和过氧化值共 2 541 组数据。对待测样品进行水浴加热,但分别与目标温度有 ±5 °C 的偏差,记录相应的电导率,电导率差值和过氧化值共 5 082 组数据,作为添加“噪声”的扩充数据。最终将 7 623 组数据作为此次设计的数据集。

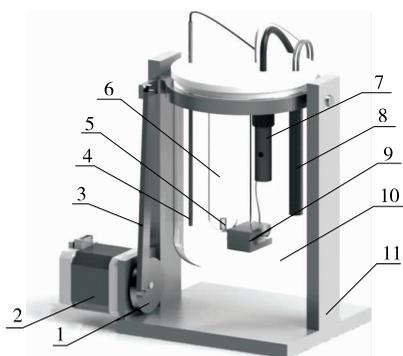
1.1.2 特征选取 将电导率和过氧化值<sup>[12]</sup>作为特征进行采集。

(1) 电导率:使用雷磁公司的 DJS-1C 型电导率传感器,参照文献<sup>[13]</sup>对不同温度下电导率值进行多次采集并取平均值。

(2) 过氧化值:使用爱拓公司的 DOM-24 型传感器,参照文献<sup>[13]</sup>分别多次采集 25 °C 初始室温下和水浴温度 60 °C 下的电导率,并取平均值。

1.2 系统工作原理

系统模型图如图 1 所示,其工作步骤为:① 室温下(默认 25 °C)通过传感器采集油样的过氧化值,获取第一个特征;② 向少量油样中加入正己烷和去离子水,通过加热管加热器皿,以提供恒温水浴环境;③ 通过控制加热棒实现水浴温度的升高,直至目标温度,不同温度节点处通过传感器采集电导率值并存储;④ 控制步进电机实现器皿的振荡,以达到传统试验中的试剂振荡充分反应的效果;⑤ 基于液体密度不同分层原理使用连通器实现油和水相的分离,并对水相进行最后的电导率值测量。由于去离子水的增加,分离出更多更清澈的水相使检测时水



1. 旋转盘 2. 步进电机 3. 传动杆 4. 测温传感器 5. 连通管  
6. 试剂反应管 7. 电导电极传感器 8. 加热管 9. 压力阀门  
10. 耐高温容器 11. 容器支架

图 1 便携式地沟油检测仪水浴系统模型图

Figure 1 Model of portable gutter oil detector for water bath

相能将电极完全淹没,减小了由于电极不能完全淹没在水中而产生的误差;升高振荡时的水浴温度,振荡后不用静止就能马上分离出清澈的水相,缩短了试验时间,水相清澈减小了由于水相中含有油珠而对电导率检测产生的影响<sup>[14]</sup>,而且升高振荡时的水浴温度使油脂中的杂质或离子能尽可能地全部溶解到水中,更准确地反映油脂中含杂质或离子情况;升高检测时的水相温度使合格油与“地沟油”间的电导率差距变大。采集此时的电导率值即所需的 4 个特征数据。多特征数据下进行多分类问题的分析难度较大,而神经网络能够有效地完成多特征维度下的数据分类判别<sup>[15]</sup>,因此提出引入神经网络以实现油质的分类判别。

1.3 系统设计

系统总体设计如图 2 所示。使用 FPGA 完成 M0 内核的移植用于水浴系统的控制以及传感器的数据采集。M0 软核所对应的 GPIO 和 PWM 模块完成水浴系统的控制,传感器的驱动和数据的采集。传感器采集到的数据通过 AMBA 总线协议交付至 FPGA 中的硬件加速模块完成校正和神经网络的运算,最终将结果交付至 M0 输出判定结果并将数据及判定结果通过 ESP8266 模块发送至云端数据库。

1.3.1 硬件设计 硬件设计主要为水浴系统,如图 1 所示,包括还原水浴检测所需的耐高温容器、试管、加热棒、温度传感器等。通过仪器仪表的自动化设计,使用步进电机、传动杆、舵机等设备可以实现水浴系统的振荡,待测试剂的分层连通检测等操作。水浴系统的外形支架均由 3D 打印完成制作。

1.3.2 软件设计 软件整体流程如图 3 所示。系统运行后,包括 GPIO、UART、定时器等相关初始化。先设定水浴温度,再驱动电热棒对水浴进行加热。通过 18B20 温度传感器对水浴温度进行监测,当温度到达 25 °C 时,记录电导值。后续记录 30,45,60 °C 时的电导值,将 3 组电导值一次性进行参数校准。当温度到达预设值后,GPIO 驱动电机转动以带动水浴装置振荡,由此获得相对清澈的水相。振荡 10 min 后,GPIO 驱动舵机打开连通器,传感器对分离出的水相进行测量。测量数据由 FPGA 对应设计的加速模块完成,最终输出结果,并通过 UART 通

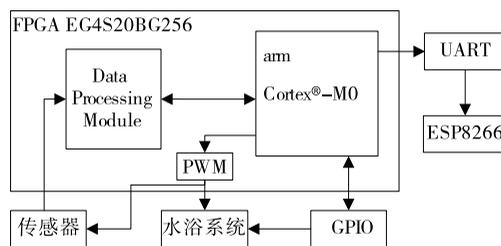


图 2 系统总体结构框图

Figure 2 Schematic diagram of system

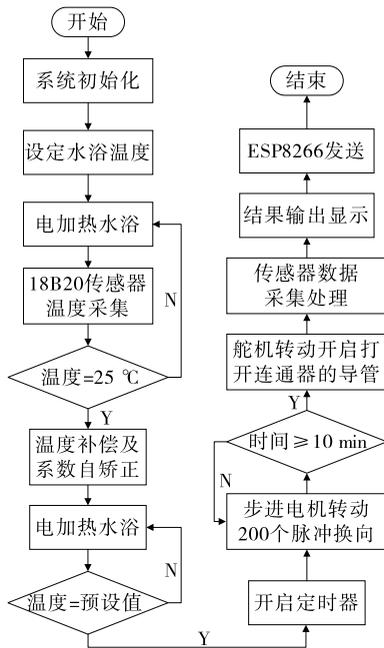


图3 软件整体流程图

Figure 3 Software flow chart

信方式驱动 ESP8266 模块发送数据至数据库。

## 2 神经网络的设计

多层感知器的神经网络架构非常适合分类任务,同时也满足低功耗便携设备的开发需求<sup>[16-17]</sup>。在 7 623 组数据中,划分 70%的数据用于神经网络的训练,15%的数据用于验证,15%的数据用于测试。基于此数据进行神经网络的隐藏层数和神经元个数的差异对准确性影响的探究,确定神经网络的相关参数。针对所有神经元,选用线性整流函数作为激活函数。针对不同的隐藏层数和神经元个数的组合进行训练与测试,每种组合反复进行 20 次,最终统计并记录不同组合对应的准确率平均值。

## 3 FPGA 模块设计

试验采用的 SparkRoad FPGA 开发板是 VeriMake 创新实验室基于上海安路信息科技股份有限公司自主研发的 EG4S20BG256 FPGA 为核心设计。EG4 系列 FPGA 片上资源丰富,拥有 19 600 查找表(LUT),156 Kbits 分布存储器,片内集成 64 Mbits SDRAM。SparkRoad 开发板相应外设及拓展接口丰富,包括拨码开关、按键、数码管、LED 灯、USB 转 UART、DVP 接口、树莓派接口和 Arduino 接口等。

### 3.1 数据加速处理模块的设计

FPGA 设计的数据加速处理模块主要针对参数自校准及参数判别运算两部分进行设计,加速模块总体架构如图 4 所示。加速模块通过 AHB 总线接口获取参数校准输入数据,神经网络的输入。神经网络计算所需的模

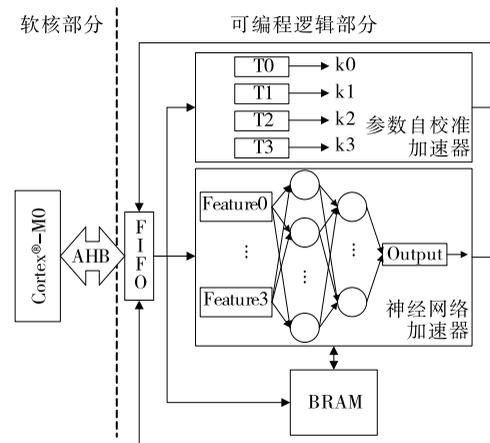


图4 加速模块总体架构图

Figure 4 Architecture diagram of accelerator

型参数缓存至单独开辟的 BRAM 中,在网络运算时进行数据交互。加速器的运算结果通过 AHB 总线返回至 M0 中。

3.1.1 参数自校准加速器 参数自校准加速即为多次取回硬件电路中不同水浴温度下的电导率值,与最初的众多常见溶液的参考值同时进行并行比较,取电导率最为接近的值作为最终测定结果。此过程通常称作电导率的温度补偿,依据式(1)实现<sup>[18]</sup>。最终温度补偿是将不同温度下的电导率换算为 25℃下的电导率值。

$$k_n = k_0 [1 + \alpha (T_0 - T)] = k_0 (1 + \alpha \Delta T), \quad (1)$$

式中:

$T_0$ ——初始温度,通常取 25℃;

$T$ ——目标温度,℃;

$\Delta T$ ——温度差,℃;

$k_0$ ——对应 25℃下的电导率值,μS/cm;

$k_n$ ——补偿后的电导率值,μS/cm;

$\alpha$ ——温度系数,通常取 0.02。

由式(1)可知,整个运算包含两次乘法,而在 EG4 系列 FPGA 中拥有 29 个硬件乘法器,充分满足设计需求,因此基于 FPGA 的并行运算优势,可以同时并行 3 组温度补偿。

3.1.2 神经网络加速器 基于神经网络参数设计,一次性完成所有的运算会消耗大量的硬件资源。因此,出于资源和功耗考虑,在并行化和流水线之间进行权衡,在传统的神经网络运算顺序上进行改进,完成串并行设计,并通过 Verilog 对以上流程进行硬件语言描述。整个神经网络加速器仅消耗 6 个硬件乘法器,故可以对参数自校准模块中的乘法器进行复用,并充分利用片上资源。如图 5 所示,整个架构采用 6 个乘法器来构成相关的通用算术逻辑单元(ALU)。使用寄存器对输入特征数据进行缓存(分别记作 F0~F3),第 1 个隐藏层中,第 1 个时钟周期对 F0 同时进行所有神经元的乘法运算,并进行缓

存。后续 3 个时钟周期依次完成 F1~F3 的神经元中的乘法运算。第 5 个时钟周期完成神经元中的累加和激活运算,激活函数 ReLU 通过组合逻辑选择器实现相关的运算。第 2 个隐藏层,由于在第 5 个时钟周期仅运行累加和激活运算,因此同时还可以进行第 2 层的第 1 个神经元的乘法运算。第 6 个时钟周期完成第 1 个神经元的累加和激活运算,同时完成第 2 个神经元的乘法运算。依次类推,第 10 个时钟周期时,完成第 6 个神经元的乘法运算。第 11 个时钟周期时,完成累加和激活运算以及输出层的乘法运算。最终共 11 个时钟周期,便可将运算结果通过 AHB 总线返回至 M0。

### 3.2 Cortex-M0 内核的移植与 SoC 的设计

Cortex-M0 于 2015 年开发,采用 Verilog 完成编码,保留了完整的 AMBA 总线接口协议。Cortex-M0 是 32 位哈佛结构的处理器,包括 32 个中断和双 16 位 IO 接口<sup>[19]</sup>。

本着“即裁即用”的设计思想,SoC 的设计仅保留了基本的总线和所需外设,其总体架构如图 6 所示。在高速总线 AHB 上只保留了 FPGA 数据加速处理模块接口, FPGA 内部的 BRAM 资源作为 M0 的 RAM,外接 SPI Flash 作为 M0 的 ROM。APB 总线上只保留了定时器、串口、GPIO 以及 PWM。

AHB 总线上外设 RAM 可在工程文件的顶层文件 cmsdk\_mcu.v 中修改 cmsdk\_ahb\_ram 模块对应的例化参

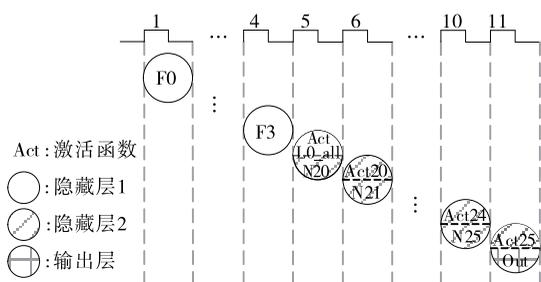


图 5 神经网络运算时序流图

Figure 5 The sequence timing diagram of neural network operation

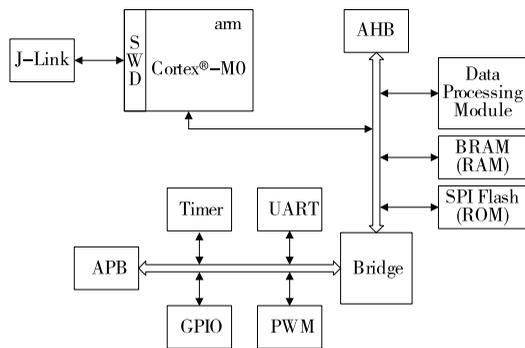


图 6 SoC 总体架构图

Figure 6 Architecture diagram of system on chip

数, MEM\_TYPE 为 2, 并将 cmsdk\_fpga\_sram.v 接入对应接口,调用 FPGA 中的 BRAM 资源<sup>[20]</sup>。同理,将 cmsdk\_ahb\_rom 模块对应的例化参数, MEM\_TYPE 修改为 3,即可调用对应的 32 位 Flash 接口模块,再设计对应的 SPI Flash 控制器即可完成 ROM 的设计<sup>[21]</sup>。对应的 APB 总线上外设,官方工程文件中均有完整的可综合文件,只需基于 APB 总线时序要求将外设分别对应接入即可。

## 4 试验结果与分析

### 4.1 特征的获取与分析

4.1.1 电导率 由图 7 可知,相较于食用油而言,地沟油的电导率及其变化率普遍偏高,且随着温度的上升,二者差距不断增加。当加热至 60 °C 后,电导率变化放缓,这是由于油脂中的杂质或离子是有限的。考虑到水浴加热耗时,且不同温度下的电导率变化与油质优劣存在隐藏关系<sup>[22-23]</sup>,因此选定 60 °C 下的电导率,60 °C 和 30 °C 下的电导率差值,60 °C 和 45 °C 下的电导率差值作为分类判别特征。

4.1.2 过氧化值 由图 8 可知,地沟油的过氧化值偏高,当加热至 60 °C 后,各类油的过氧化值均上升,且相互间数值差距减小,如果存在混合的情况,60 °C 下的过氧化值将难以作为特征进行判断。因此选定 25 °C 下的过氧化值作为分类判别特征。

综上,选择 60 °C 下的电导率、60 °C 和 30 °C 下的电导

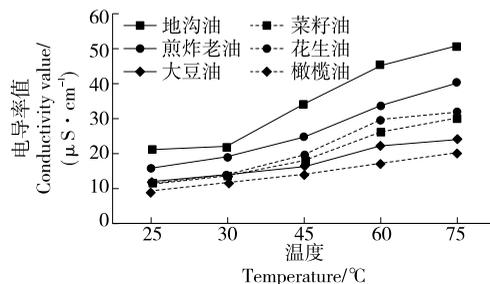


图 7 各种油样在不同温度下的电导率

Figure 7 The electrical conductivity of various kinds of oil at different temperature

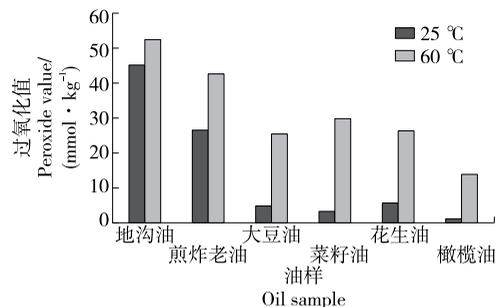


图 8 各种油样在 25 °C 和 60 °C 下的过氧化值

Figure 8 The peroxide value of various kinds of oil at 25 °C and 60 °C

率差值、60 °C 和 45 °C 下的电导率差值、25 °C 下的过氧化值 4 个参数作为神经网络的输入特征。

4.2 隐藏层及神经元个数的确定

由表 1 可知,当使用更多的隐藏层和神经元时,最终的准确性会略有提高。结合 FPGA 的硬件资源及整体功耗性能综合考虑,最终确定神经网络参数为 2 层隐藏层,每层神经元个数为 6。

基于上述输入特征、网络参数和数据集进行训练和测试,最终模型训练集的准确率为 97.11%,测试集准确率为 96.50%,其学习曲线如图 9 所示。

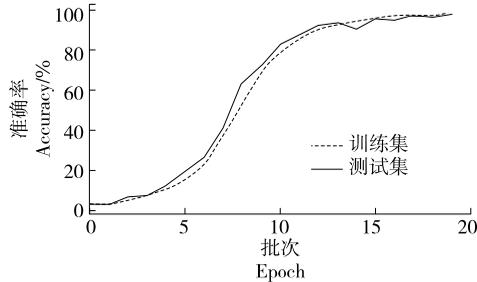
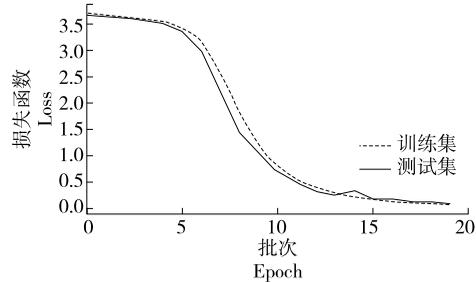


表 1 不同神经网络结构准确率对比  
Table 1 Average classification accuracy for different neural network architecture %

隐藏层中 神经元数	隐藏层数			
	1	2	3	4
4	95.33	95.54	96.86	96.92
6	96.15	96.50	96.50	96.54
8	96.46	96.52	95.49	96.52
10	96.53	96.65	96.57	96.65



(a) 准确率曲线图

(b) 损失函数曲线图

图 9 模型学习曲线图

Figure 9 Learning curves

4.3 FPGA 模块优化

基于 Sparkroad 开发板在 TD 软件上完成系统中 FPGA 加速器和软核移植的设计,设计使用的逻辑资源情况如表 2 所示。由表 2 可知,加速器占用的逻辑资源比例最高,这是因为设计中将大量的比较器与加法器用于校准和神经网络的并行运算。

实际测试时,对 2 541 种油样进行多次测试,测试分为判断是否为地沟油的定性测试,以及对待测油样进行分类测试。每次随机抽取 100 种油样,统计平均正确率如表 3 所示。由表 3 可知,相较于传统的阈值法,多特征输入神经网络更能应对现实场景中的多种掺杂情况。分类测试的准确率与模型测试集准确率相当,均 ≥ 95%,而传统的阈值法基于单一特征很难实现油样的分类。说明试验系统可以准确地完成地沟油的分类检测。

表 2 FPGA 各模块资源使用情况

Table 2 FPGA resource consumption

模块	查找表	寄存器
Cortex-M0 内核	3 641	1 324
AHB-Lite 总线	148	46
APB 总线	119	24
PWM	120	9
加速器	5 899	1 675
其他外设	2 134	515

FPGA 设计了相应的计数器,系统开始工作的同时计数器计数(计数器频率为 50 MHz),当 M0 输出判别结果后停止计数。经 40 次测试,结果如表 4 所示,当前试验系统的耗时主要来自于水浴加热,加热耗时过久是因为仅使用了 1 支电加热棒,后期可以通过优化加热系统进一步提高速度。

表 3 现有地沟油检测准确率对比

Table 3 The accuracy of gutter oil detection system comparison

方法	地沟油判别	油样分类
	准确率/%	准确率/%
多特征神经网络	98.83	95.83
基于电导率的阈值法 <sup>[10]</sup>	56.17	—
基于过氧化值的阈值法 <sup>[12]</sup>	60.50	—
多特征支持向量机 <sup>[24]</sup>	94.00	—

表 4 现有便携式地沟油平台耗时对比

Table 4 Comparison of portable gutter oil detection system time consumption

方法	主控平台	主要方法	计算耗时/ $\mu$ s	总耗时/min
试验系统	Cortex-M0	神经网络	0.11	3
文献 <sup>[10]</sup>	Cortex-M3	阈值判断	—	28
文献 <sup>[24]</sup>	MSP430	支持向量机	$5 \times 10^6$	—

试验系统相较于过往研究大幅缩短了计算耗时和系统总耗时,其完全得益于引入了运算加速模块。而加速模块中的神经网络模块更是直接决定了处理结果,因此对加速模块中的神经网络加速模块进行分析与测试。为了更好地评估神经网络加速器的性能,选择多个平台进行测试。在不同的硬件和软件平台上,搭建相同参数的神经网络,并使用 C 语言实现正向推断分类运算<sup>[25]</sup>。在权重完全一致的情况下,分别在 Intel 9750HQ、Rockchip RK3399 Pro、Raspberry Pi 3B+、IMX6-CB200 和 STM32F407 平台上通过输入多组测试集数据,记录其运算耗时并取平均值,结果如表 5 所示。

表 5 神经网络加速器性能对比<sup>†</sup>

Table 5 Neural network accelerator performance comparison

SoC 核心	系统频率/GHz	运算耗时/ $\mu$ s
试验系统(Cortex-M0)	0.05	0.110
Intel 9750HQ(Coffee Lake)	2.59	0.002
Rockchip RK3399 Pro(Cortex-A72)	2.00	0.019
Raspberry Pi 3B+(Cortex-A53)	1.40	0.100
IMX6(Cortex-A9)	1.00	0.240
STM32F407(Cortex-M4)	0.17	2.860

<sup>†</sup> STM32F407 使用 STM32Cube.AI 予以实现网络的搭建<sup>[26]</sup>。

由表 5 可知,试验设计的神经网络加速器性能超出通用物联网终端 MCU M4 近 25 倍,超出嵌入式级 SoC Cortex-A9 两倍,与多核 Cortex-A53 相当。结合表 2,考虑试验提出的应用场景是便携式终端,在系统总体资源消耗与 M3 软核系统(15 162 LUTs)接近的情况下,其算力明显提升。

## 5 结论

以安路公司 EG4 系列 FPGA 为设计载体,利用 SoPC 技术和电化学分析原理,完成了 Cortex-M0 内核的 FPGA 移植,辅以相应 FPGA 资源设计的加速模块完成了地沟油检测仪的设计。结果表明,试验系统采用国产芯片完成设计,检测耗时相较传统同类便携式仪器缩短了 89%,系统可拓展性更强,运算性能是同类便携式仪器主控的 25 倍,可实现地沟油的快速定性判断和一定种类的划分。

### 参考文献

[1] 王龙星,金静,王淑秋,等.非正常食用油鉴别新方法(一):3种辣椒碱残留量的液相色谱-质谱分析[J].色谱,2012,30(11):1 094-1 099.  
 [2] LIN Chu-pao, LIAO Chang-rui, ZHANG Yun-fang, et al. Optofluidic gutter oil discrimination based on a hybrid-waveguide coupler in fibre[J]. Lab on a Chip, 2018, 18 (4): 595-600.

[3] HU Rui, HE Ting, ZHANG Zhao-wei, et al. Safety analysis of edible oil products via Raman spectroscopy[J]. Talanta, 2019, 191: 324-332.  
 [4] 李娟,黄木花,燕一波,等.植物油中掺煎炸动物油的近红外快速无损检测[J].食品与机械,2020,36(6):99-102.  
 [5] 杨扬,殷乐,尹芳华,等.几种食用油的核磁共振光谱特征与地沟油的快速检测[J].中国油脂,2015,40(7):45-50.  
 [6] 葛亮,胡泽.一种食用油掺杂地沟油快速检测系统的设计[J].中国油脂,2014,39(3):39-41.  
 [7] 罗世霞,商明菊,吕研,等.地沟油与食用油理化指标的对比分析[J].广州化工,2014(17):97-98.  
 [8] 章丽燕,周潮君.地沟油检出方法的研究[J].龙岩学院学报,2012(5):20-23.  
 [9] 刘丹,王运宏.限制型自适应 SUSAN 边缘检测算法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2020,32(6):118-125.  
 [10] 李秋梅.基于 Cortex-M3 的地沟油快速检测系统研究[J].自动化技术与应用,2019,38(4):131-133.  
 [11] 王凯.气象传感器自动批量测试系统的设计[D].南京:东南大学,2016:2.  
 [12] 赵鑫超,吴振鹏,王鹏,等.油脂样品过氧化值的测定与评价[J].科技创新与应用,2018(4):7,10.  
 [13] 胡雪瑶,吴次南.基于电导率的地沟油快速鉴别方法的改进[J].应用物理,2013(8):162-165.  
 [14] 胡欣宇.基于电导率法的地沟油含量测定[J].物联网技术,2017(5):32-34,37.  
 [15] KABIR S, ISLAM R U, HOSSAIN M S, et al. An integrated approach of belief rule base and deep learning to predict air pollution[J]. Sensors, 2020, 20 (7): 1 956.  
 [16] LAVI B, SERJ M F, ULLAH I. Survey on deep learning techniques for person re-identification task[J]. arXiv e-prints, 2018, 13(7): 1807.05284.  
 [17] ROUKHAMI M, LAZARESCU M T, GREGORETTI F, et al. Very low power neural network FPGA accelerators for tag-less remote person identification using capacitive sensors[J]. IEEE Access, 2019(7):102 217-102 231.  
 [18] 张国城.酸度、电导、溶解氧分析仪温度补偿的区别与联系[J].分析仪器,2019(4):44-47.  
 [19] 陈大科.一种采用 FPGA 实现 CORTEX-M0 IP 核验证的方法[J].微电子学与计算机,2018,35(3):135-139.  
 [20] 何宾.ARM Cortex-M0 全可编程 SoC 原理即实现:面向处理器、协议、外设、编程和操作系统[M].北京:清华大学出版社,2017:157-160.  
 [21] EVANS A, URBINA ORTEGA C, MARINISK, et al. Heavy-ion micro beam and simulation study of a flash-based FPGA micro-controller implementation [J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2017, 64(1): 504-511.  
 [22] WANG Meng-zhu, HUYAN Zong-yao, JING Bing-yu, et al. Analysis of edible oil oxidation based on changes in the electrical conductivity of the extracted aqueous phase[J]. European Journal of Lipid Science and Technology, 2019, 121(5): 1800441.

(下转第 232 页)

定。结果表明,黑木耳产区对 13 种营养成分含量的影响顺序为锌>铁>钙>粗脂肪>粗多糖>总糖>膳食纤维>不饱和脂肪酸>总脂肪酸>必需氨基酸>粗蛋白>总氨基酸>灰分。主成分分析表明,从 13 种营养成分中提取出 4 个主成分,其累计贡献率达 81.52%,可较好反映出市售 15 个产区黑木耳营养品质的综合信息。铁、锌、总脂肪酸、粗多糖和灰分含量可以作为市售 15 个产区黑木耳营养综合评价的指标。根据各产区黑木耳品质综合评价 *D* 值可知,新疆、黑龙江、河北和江西的黑木耳品质较好,其 *D* 值分别为 0.68,0.67,0.66,0.66,四川和甘肃的黑木耳品质较差,其 *D* 值分别为 0.16,0.15。聚类分析将市售 15 个产区黑木耳营养品质划分为四大类,其品质依次降低。第 I 类包括新疆、黑龙江、河北和江西;第 II 类包括,吉林、内蒙古、辽宁、西藏和浙江;第 III 类包括湖北、陕西、贵州和云南;第 IV 类包括四川和甘肃。

参考文献

[1] 杨波, 杨浪, 周建波. 黑木耳的生理活性及加工产品的研究进展[J]. 现代食品, 2020(8): 78-81.  
 [2] 徐安然, 付永平, 王延锋, 等. 黑木耳部分种质资源 SSR 分子身份证的构建[J]. 农业生物技术学报, 2017, 25(12): 1 930-1 939.  
 [3] 李江宇, 迟蔚, 刘斌, 等. 我国黑木耳产业经济发展现状及生产效益对比分析[J]. 食用菌, 2019, 41(6): 6-8, 10.  
 [4] 冯小飞, 赵宁. 不同产地黑木耳总膳食纤维及油脂含量分析[J]. 黑龙江农业科学, 2016(2): 122-125.  
 [5] YUAN Zuo-min, HE Pu-ming, CUI Jian-hui, et al. Hypoglycemic effect of water soluble polysaccharide from *Auricularia auricula-judae* Quel on genetically diabetic KK-Ay mice[J]. *Bioscience Biotechnology & Biochemistry*, 1998, 62(10): 1 898-1 903.  
 [6] 赵玉红, 林洋, 张智, 等. 碱溶酸沉法提取黑木耳蛋白质研究[J].

食品研究与开发, 2016, 37(16): 32-36.  
 [7] XU Shu-qin, XU Xiao-juan, ZHANG Li-na. Branching structure and chain conformation of water soluble glucan extracted from *Auricularia auricula-judae*[J]. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 2012, 60(13): 3 498-3 506.  
 [8] 刘文贺, 苏玲, 王琦. 不同产区黑木耳中营养成分比较分析[J]. 北方园艺, 2020(5): 121-128.  
 [9] 王军鹏, 曹丽玲. 猪肉和牛肉中铁锌含量的研究[J]. 医学动物防制, 2011, 27(5): 488-490.  
 [10] 王鹏, 郭丽, 姜喆, 等. 黑木耳中多糖和类黄酮的隔氧提取及其协同抗氧化作用[J]. 食品工业科技, 2018, 39(7): 54-58, 63.  
 [11] 郭智高, 郑琪. 近年来黑木耳生理活性的研究进展[J]. 广东化工, 2018, 45(5): 167-168.  
 [12] 赵玉红, 林洋, 张立钢, 等. 黑木耳多糖高剪切分散乳化法与酶法提取的比较研究[J]. 食品与机械, 2016, 32(4): 181-186.  
 [13] 郭嘉贵, 石树磊, 谢滔, 等. 基于主成分分析的黑龙江省不同来源地黑木耳营养品质评价[J]. 中国农业科技导报, 2019, 21(6): 94-100.  
 [14] 王丽艳, 唐金敏, 郑桂萍, 等. 水稻萌发期和幼苗期耐低温指标体系构建及综合评价[J]. 中国农业科技导报, 2019, 21(10): 58-65.  
 [15] 荆瑞勇, 王丽艳, 郑桂萍, 等. 水稻萌发期和幼苗期耐盐性鉴定指标筛选及综合评价[J]. 黑龙江八一农垦大学学报, 2019, 31(6): 1-6, 19.  
 [16] 王丽艳, 荆瑞勇, 郭永霞, 等. 基于氨基酸含量的市售 14 种食用蘑菇的综合评价[J]. 食品科学. (2020-04-27) [2021-01-06]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2206.TS.20200427.1626.026.html>.  
 [17] 荆瑞勇, 卫佳琪, 王丽艳, 等. 基于主成分分析的不同水稻品种品质综合评价[J]. 食品科学, 2020, 41(24): 179-184.  
 [18] 丁倩, 石玉, 甄润英. 不同授粉品种绿宝苹果主要营养品质及主成分分析[J]. 食品与机械, 2018, 34(4): 54-57.

(上接第 52 页)

[23] OKAFOR A C, NWOGUH T O. A study of viscosity and thermal conductivity of vegetable oils as base cutting fluids for minimum quantity lubrication machining of difficult-to-cut metals[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 106(3/4): 1 121-1 131.  
 [24] 陈奇, 何理旭, 陈贤龙, 等. 一种基于 SVM 的新型地沟油检测方法

方法及检测装置: CN109871887A[P]. 2019-06-11.

[25] GE Fen, WU Ning, XIAO Hao, et al. Compact convolutional neural network accelerator for IoT endpoint SoC[J]. *Electronics*, 2019, 8(5): 497-511.  
 [26] CROCIONI G, PAU D, DELORME J M, et al. Li-Ion batteries parameter estimation with tiny neural networks embedded on intelligent IoT microcontrollers[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 122 135-122 146.

(上接第 182 页)

[29] 李俊, 卢扬, 赵刚, 等. 苦荞芽苗茶饮料发酵前后营养、风味及抗氧化活性的变化[J]. 食品与机械, 2019, 35(7): 187-192.  
 [30] QIN Zi-han, PETERSEN M A, BREDIE W L P. Flavor profiling of apple ciders from the UK and Scandinavian region[J]. *Food Research International*, 2018, 105: 713-723.  
 [31] 沈菲儿. 乳酸菌发酵对莲藕泡菜质构和风味影响的研究[D].

扬州: 扬州大学, 2016: 36-44.

[32] DI C R, FILANNINO P, GOBBETTI M. Lactic acid fermentation drives the optimal volatile flavor-aroma profile of pomegranate Juice[J]. *International Journal of Food Microbiology*, 2017, 248: 56-62.  
 [33] 雷文平, 周辉, 周杏荣, 等. SPME-GC-MS 结合组学技术分析发酵椰奶特征风味与风味物质相关性[J]. 食品与机械, 2019, 35(2): 42-47.