



基于 BP 神经网络的用电器识别系统设计

程春雨¹, 刘正龙¹, 颜科宇¹, 王海洋¹, 马 驰¹, 吴振宇²

(1. 大连理工大学 电子信息与电气工程学部, 大连 116024; 2. 大连理工大学 创新创业学院, 大连 116024)

摘要: 为完成针对用电器使用情况的精确识别研究课题, 该文设计了电参数测量装置, 主要包括电参数测量电路、无线通讯单元和电源供电单元, 电参数测量装置主要用于采集单个用电器工作电流数据并传送给上位机存储留待后续处理。上位机将接收到的数据进行复合数字滤波, 并基于 BP 神经网络通过叠加原理排列组合出多种情况, 生成训练数据集, 从而实现用电器识别。实验证明: 只需采集少量样本即可完成对所有已学习用电器使用情况的识别, 并且针对多个用电器同时使用的复杂情况, 有着比传统方法更高的准确性。

关键词: 用电器识别; 电参数测量; 复合数字滤波; 神经网络

中图分类号: TN911.7

文献标志码: A

DOI: 10.12179/1672-4550.20200218

The Design of Electrical Appliance Recognition System Based on BP Neural Network

CHENG Chunyu¹, LIU Zhenglong¹, YAN Keyu¹, WANG Haiyang¹, MA Chi¹, WU Zhenyu²

(1. Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. School of Innovation and Entrepreneurship, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: In order to complete the research of accurate identification of the use of electrical appliances, an electrical parameter measuring device that mainly incorporates the electrical parameter measuring circuit, the wireless communication unit and the power supply unit is designed. The electrical parameter measuring device is mainly applied to collect the working current data of a single electrical appliance and transmit it to the upper computer for processing. After the received data is processed by compound digital filter, the upper computer can generate training data-set for the purpose of electrical appliance recognition by a variety of permutations and combinations based on BP neural network through superposition principle. Experimental results show that the recognition of the usage of all learned electrical appliances can be completed with only a small number of samples; the recognition system has higher accuracy than traditional methods in a more complex situation where multiple electrical appliances are used at the same time.

Key words: electrical appliance recognition; electrical parameter measurement; compound digital filter; neural network

随着用电器智能化的发展, 在物联网技术的推动下, 人们对智能家电的需求越来越多。因此, 实现对用电器使用情况的精准识别在智能家电领域将有着广泛的用户需求。该识别系统的实现和教学应用以及其设计方法的迭代改进将对用电设备的供电管理与使用情况监测等有一定参考价值。

目前, 用电器使用情况识别主要采用以下两

种方法: 一种是借助于用电器使用时的有效电流、功率、感性和容性等基本电参数作为分类依据; 另一种是用快速傅里叶变换将电流信号变换到频域, 然后对谐波进行分析和识别^[1-3]。基本电参数维度多, 对单一用电器使用情况识别效果较好, 但多个用电器同时使用时, 电路的感性、容性、功率等参数产生非线性变化, 电参数不能简单叠加, 故利用基本电参数难以识别同时工作的

收稿日期: 2020-05-06; 修回日期: 2020-11-24

基金项目: 教育部本科教学质量工程项目(ZL2020088); 教育部产学合作协同育人项目(201901080005); 辽宁省大学生创新创业训练项目(2019101411600010084); 大连理工大学教材出版基金(JC2019007)。

作者简介: 程春雨(1970-), 女, 硕士, 高级工程师, 主要从事传感器及其应用技术方面的研究。

通信作者: 吴振宇(1971-), 男, 博士, 教授, 主要从事机器人及嵌入式技术应用等方面的研究。E-mail: zhenyuwu@dlut.edu.cn

多个用电器。而利用频域的谐波进行识别需较高的采样速率,傅里叶变换的计算量相应更大,且易受市电工频及其谐波干扰。

由于不同种类用电器的瞬时电流波形各有特点,在多个用电器同时使用时,由基尔霍夫电流定律可知:各用电器的工作电流满足叠加原理;此外,在稳定工作状态下,用电器各周期的波形基本相同,故基于不同用电器瞬时工作电流的周期工作情况分析,借助神经网络的非线性映射能力,可以依靠较少的数据集实现对同时使用的多个用电器实现准确识别。

1 高精度电参数测量装置

设计的用电器识别系统主要包括电流和电压互感器、ADE7953 单相电能计量模块、STM32 单片机、TFT 显示屏、矩阵按键、无线 Wi-Fi 模块、电源模块。整个系统硬件设计框图如图 1 所示。

电压、电流互感器接在用电器的电源供应点(如插座、插排)上,将市电按比例变换为小电压、电流信号给高精度电能计量芯片 ADE7953 供电^[4-6]。主控单片机 STM32 读取数据,并传输指

令进行数据传输和处理。Wi-Fi 模块实现无线传输,将数据传回电脑,利用采集的数据训练神经网络,再借助训练好的网络来识别不同种类用电器。矩阵按键和 TFT 屏用来设置并显示参数及当前工作模式。

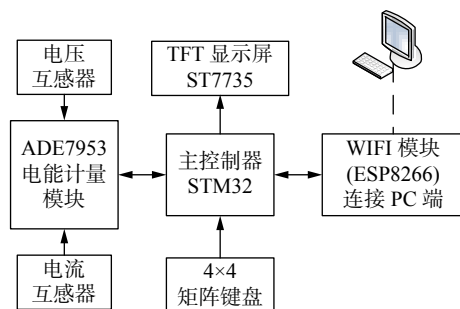


图 1 电参数测量装置硬件设计框图

1.1 电参数测量电路

电参数采集采用 Aanolg 公司生产的 ADE7953 作为核心部件,其内置了 3 个 ADC 和 1 个高精度电能计量内核,可测量线电压和电流。外接晶振 3.58 MHz 时,测量结果最高以 6.99 kHz 的速率更新,能满足本设计对电流信号实时更新的需求。如图 2 所示为电参数测量电路原理图。

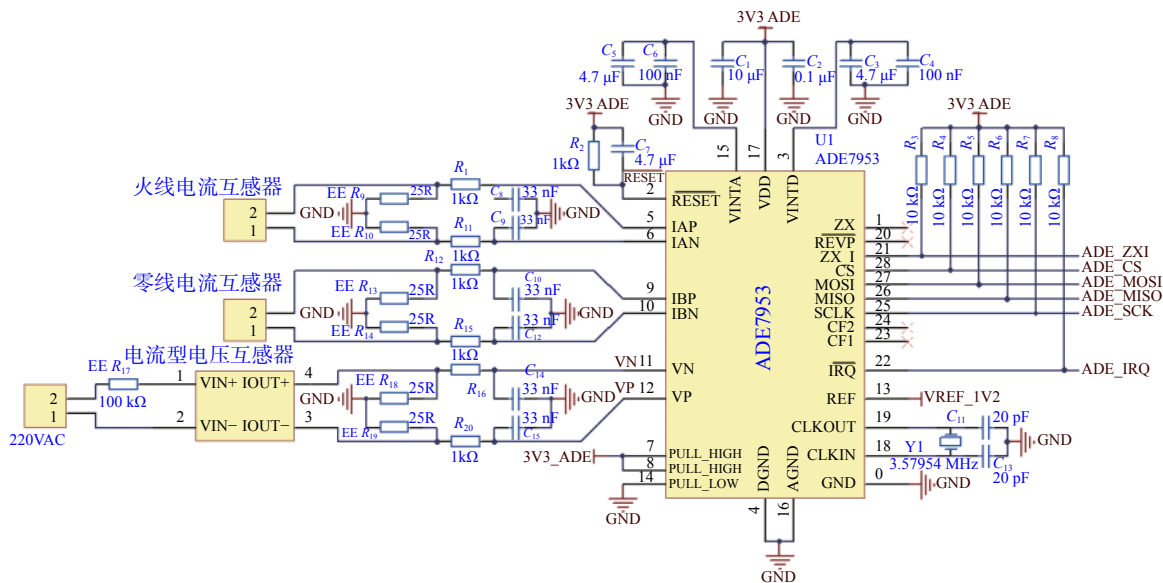


图 2 电参数测量电路原理图

电流、电压采用差分方式输入,最大差分电压为 ± 500 mV,分别从 IAP 和 IAN、IBP 和 IBN、VN 和 VP 3 组引脚输入。输入的共模电压信号会降低电路的动态工作电压范围,需介于 ± 25 mV 之间。考虑到电路对输入信号的要求,本设计采用了 1 000:1 的互感器;采样电阻使用低温漂的精密无

感电阻,电阻值在图 2 中标出。

ADE_ZX 引脚为电流通路过零输出,过零趋正边沿信号触发单片机外部中断,保证单片机的电流波形采样起始点均相同。ADE_CS、ADE_MOSI、ADE_MISO、ADE_SCK、ADE_IRQ 引脚与单片机相连,完成 SPI 通信。由于 ADE7953 有多种通

信接口访问片内寄存器,为保证通信的可靠性,在第一次通信成功后,通过SPI接口和芯片复位脚按时序要求锁定SPI通信格式。REF为基准电压,设计采用片外参考电压源。

1.2 无线通讯单元

ESP8266片上集成了Wi-Fi和M0内核MCU,作为网络终端非常方便,故选为本系统的高速无线数据传输联网模块。用FLASH烧写工具刷入官方AT固件库,将ESP8266作为串口转Wi-Fi的网络传输工具。在电脑端用网络调试助手创建TCP服务器,将电脑用作服务器。用AT指令将设备端ESP8266配置为透传模式的TCP客户端,设置ESP8266要连接的路由名称和密码,与电脑搭载到同一路由器。并且设置模块所要连接的服务器IP地址和端口号,将模块作为客户端向服务器申请端口,实现局域网无线通讯。将初始化命令写入单片机,无需重新配置,可

实现上电自动连接,完成装置与电脑间的数据收发。

1.3 电源供应

电源对整个系统的测量准确度影响较大,本实验系统采用独立供电方案,即锂电池供电,IP5306芯片做充放电管理,只需1个电感即可实现升压和降压功能,电路设计简单,可设计成随温度和输入电压智能调节电流模式。如图3所示为电源电路原理图,发光二极管D₃~D₆用于显示电池电量。两个REG1117-3.3V芯片稳压输出两路3.3V电源电压,一路给单片机、显示屏、按键及ESP8266模块;另一路给ADE7953模块单独供,以减弱其他电路模块对信号采集模块的干扰。ADR3412是串联基准电压源,具有低成本、低功耗、低电流、高精度等特点,可提供1.2V参考电压输出给ADE7953。作为其外部参考电压源,可提高采样稳定度。

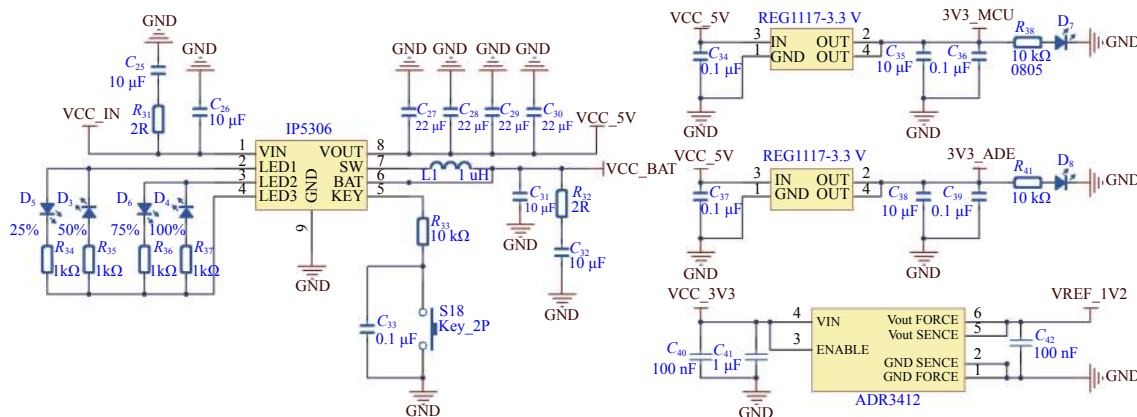


图3 电源电路原理图

2 数字滤波及神经网络

2.1 复合数字滤波

在ADE7953电参数测量电路采集数据的过程中,由互感器、电阻、数模转换器等带来的电路噪声和电网波动引起的干扰难以避免。因此,需要对采集到的数据进行数字滤波处理,以减少上述干扰对神经网络训练和识别的影响^[7]。

电路中的热噪声和闪烁噪声等服从高斯分布,利用均值滤波对高斯噪声的抑制效果最好;电网上随机波动带来的干扰无法消除,但利用加权滤波可滤除这种随机的脉冲式干扰^[8]。故将两者结合设计成多能复合数字滤波器,即采集多个周

期的数据,把各周期相对应采样点的值按降序排列,忽略掉极大值和极小值的影响,将余下的数据求和取平均得到一个样本。原理如下。

制作一个样本需要连续取8个完整采样周期 N_i (i 取1~8的整数)的数据,每个采样周期取72个点(X_{ij} 代表采样点, j 为1~72的整数)。其中 X_{11} 代表第1个采样周期中的第1个采样点,以此类推, X_{872} 为第8个采样周期中的第72个采样点。若 $X_{1j} < X_{2j} < \dots < X_{8j}$, $Y(j)$ 为滤波后的一个样本的数据,则:

$$Y(j) = \frac{[X_{2j} + X_{3j} + \dots + X_{7j}]}{N-2} \Big|_{N=8} = \frac{1}{N-2} \sum_{i=2}^{N-1} X_{ij} \quad (1)$$

该算法程序容易设计,在单片机上易于实现。

为了便于观察滤波效果,计算同一用电器多个电流采样周期数据的均值和方差,将均值曲线化、方差结果阴影化,如图 4 所示是笔记本电脑充电时,未经滤波的电流数据连续分布的均值和方差图。

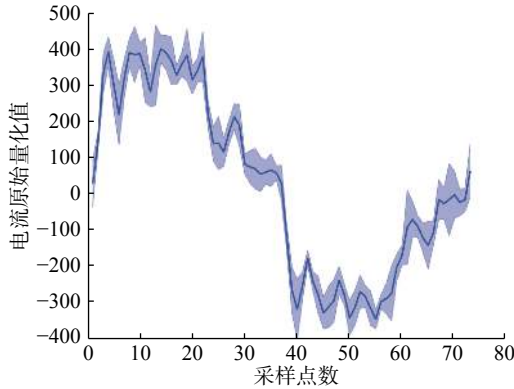


图 4 笔记本电脑在充电过程中的电流波形及方差

由图 4 可见,多个采样周期中,笔记本电脑充电电流波形大致相同,但存在波动。将多个采样周期的数据经复合数字滤波算法计算得到多个样本,如图 5 所示,滤波后曲线更平滑,方差阴影区更小。此外,并非计算一个样本所用的采样周期数越多越好,经验证,采样周期数过多会带来计算量增大而滤波效果提升微弱,因此,设计选取了 8 个采样周期制作一个用于训练和识别的样本。

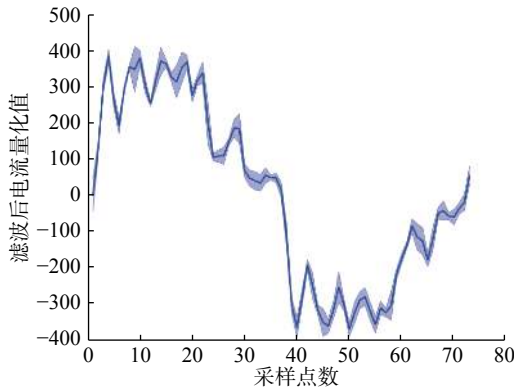


图 5 笔记本电脑在充电过程中滤波后的电流波形及方差

2.2 数据预处理和 BP 神经网络

2.2.1 数据预处理

多种用电器同时使用时,由基尔霍夫电流定律可知:采集的波形是多种用电器波形的叠加,此时波形应有多个标签。而目前关于多标签问题的处理,大致可分为基于问题转化的方法和基于算法适用的方法^[9-10]。如图 6 所示,利用用电器单

独工作时的波形叠加计算出多个用电器同时使用时的波形,所得的曲线与实际情况下多个用电器同时使用的波形曲线相吻合。基于以上研究,实验系统将问题转化为多分类问题,即先采集各用电器单独工作的电流波形,然后将数据排列组合成用电器混合使用的情况,制作出代表组合情况的新数字标签。在神经网络传播过程中,数字标签需转换为 one-hot 向量形式再求误差。

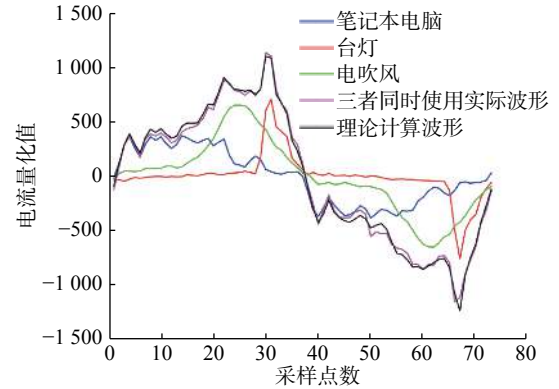


图 6 电流波形叠加图

不同用电器对应的工作电流大小不一样,差异较大,为防止神经元饱和而出现梯度弥散造成训练效果不理想,需对复合数字滤波后样本数据进行归一化。本文采用最大-最小归一化,先对样本数据求绝对值,样本值 x 归一化后为 X ,即

$$X = \frac{|x| - |x|_{\min}}{|x|_{\max} - |x|_{\min}} \quad (2)$$

式中: $|x|_{\min}$ 为训练样本数据中的最小值,取为零; $|x|_{\max}$ 为滤波后训练样本数据中的最大值,归一化后数据值在 0~1 区间。

2.2.2 BP 神经网络

BP 神经网络是后向传播学习的前馈型神经网络,结构清晰,使用简单,具有很好的非线性映射能力^[11-14],满足对电流波形映射的要求,用于识别用电器的 BP 神经网络结构如图 7 所示。

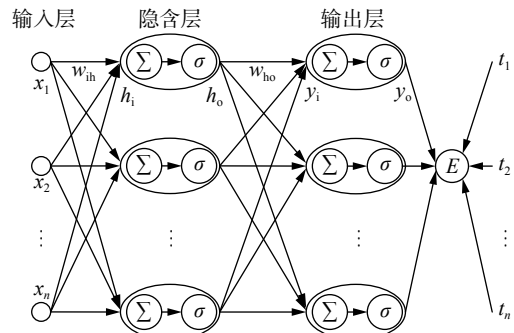


图 7 BP 神经网络结构图

使用向量运算更高效。 $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为输入向量; 隐含层的输入和输出向量分别为 $\mathbf{h}_i=(h_{i1}, h_{i2}, \dots, h_{in})$ 和 $\mathbf{h}_o=(h_{o1}, h_{o2}, \dots, h_{on})$; 输出层的输入和输出向量分别为 $\mathbf{y}_i=(y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{in})$ 和 $\mathbf{y}_o=(y_{o1}, y_{o2}, \dots, y_{on})$; 期望输出向量为 $\mathbf{t}_o=(t_1, t_2, \dots, t_n)$ 。输入层与隐含层连接权值为 w_{ih} , 隐含层与输出层连接权值为 w_{ho} , 隐含层和输出层神经元偏置为 b_h 和 b_o , $f()$ 为激活函数, k 代表不同样本。前向求出隐含层和输出层的输出为:

$$h_{om}(k) = f\left(\sum_{i=1}^m w_{ih}x_i(k) - b_m\right) \quad m = 1, 2, \dots, p \quad (3)$$

$$y_{on}(k) = f\left(\sum_{m=1}^p w_{ho}h_{om}(k) - b_n\right) \quad n = 1, 2, \dots, q \quad (4)$$

损失函数计算误差:

$$e = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^q [t_n(k) - y_{on}(k)]^2 \quad (5)$$

由链式法则:

$$\frac{\partial e}{\partial w_{ho}} = \frac{\partial e}{\partial y_{in}} \frac{\partial y_{in}}{\partial w_{ho}} \quad (6)$$

其中:

$$\frac{\partial y_{in}(k)}{\partial w_{ho}} = \frac{\partial \left(\sum_{m=1}^p w_{ho}h_{om}(k) - b_n \right)}{\partial w_{ho}} = h_{om}(k) \quad (7)$$

$$\frac{\partial e}{\partial y_{in}} = \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \sum_{n=1}^q [t_n(k) - y_{on}(k)]^2 \right)}{\partial y_{in}} \quad (8)$$

反向传播误差更新权值, w_{ho}^{new} 为新权值:

$$w_{ho}^{\text{new}} = w_{ho}^{\text{old}} + \eta \frac{\partial e}{\partial w_{ho}} = w_{ho}^{\text{old}} + \eta \frac{\partial e}{\partial y_{in}} \frac{\partial y_{in}}{\partial w_{ho}} \quad (9)$$

$$w_{ih}^{\text{new}} = w_{ih}^{\text{old}} + \eta \frac{\partial e}{\partial w_{ih}} = w_{ih}^{\text{old}} + \eta \frac{\partial e}{\partial h_{im}(k)} \frac{\partial h_{im}(k)}{\partial w_{ih}} \quad (10)$$

利用 Pytorch 的模块化接口 nn.Module 来构建自己的神经网络, 优化器选用随机梯度下降法。输入层 72 个神经元, 实验对 N 个用电器使用情况分类, 由排列组合 $C_N^1 + C_N^2 + \dots + C_N^N$ 得输出层为 15 个神经元, 隐含层的节点个数利用下面经验公式计算:

$$m = \sqrt{n+l} + \theta \quad (11)$$

式中, m 为隐含层神经元个数, n 为输入层神经元个数, l 为输出层神经元个数, θ 为 1~10 之间的常

数。隐含层选用 17 个神经元。初始化超参数包括训练次数、学习率、每层结点数、权值初值等, 训练流程如图 8 所示。

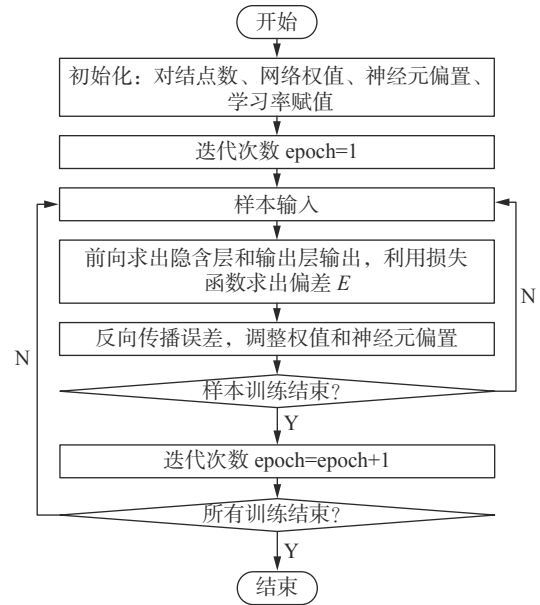


图 8 BP 神经网络训练流程图

3 实验测试与分析

将装置安装于插排上, 选取笔记本电脑、台灯、吹风机、手机共 4 种常用家用电器。训练时, 用按键将模式切换到学习模式, 此时 STM32 单片机对采集的波形进行数字滤波并存储。依次将上述用电器单独插到插排上, 利用按键输入不同用电器的编码值, 待用电器波形全部采集完成后按下确认键, 单片机将进一步完成数据预处理, 形成神经网络的训练集。测试系统实物照片如图 9 所示。



图 9 测试系统实物图

通过 ESP8266 将训练数据集发送至 PC 端, 全部样本传输完成后开始进行网络训练, 训练好

的网络参数保存在 PC 端。测试时,用按键切换到监控模式,电参数测量装置将波形预处理后直接发送至 PC 端,识别结果发回单片机,通过 TFT 屏幕显示。将测试数据集打乱顺序后,送入学习好的 BP 神经网络。如表 1 所示给出了不同情况下的识别准确度。

表 1 用电器各使用情况识别准确度

用电器	按键码值	数字标签	准确度/%
电脑	1	1	100
台灯	2	2	100
吹风机	3	3	100
手机	4	4	100
电脑、台灯	NULL	5	100
电脑、吹风机	NULL	6	100
电脑、手机	NULL	7	98
台灯、吹风机	NULL	8	96
台灯、手机	NULL	9	96
吹风机、手机	NULL	10	98
电脑、台灯、吹风机	NULL	11	90
电脑、台灯、手机	NULL	12	92
电脑、吹风机、手机	NULL	13	94
台灯、吹风机、手机	NULL	14	90
4个用电器	NULL	15	88

由表 1 可知,单独使用用电器时识别准确度最高,混合使用时,由于大电流和小电流的叠加,小电流的用电器相对不易识别,可能会造成误判。

4 结束语

本用电器识别系统是在完成大学生创新创业训练项目基础上完善而成,计划将被作为学校大四学生“电子系统综合设计”实验课程的一个补充可选项目使用。本设计将在教学过程中继续丰富并迭代改进。系统用自行设计的电参数测量装置采集用电器瞬时工作电流;将采集到的数据经复合数字滤波和数据预处理后生成神经网络的数据集;再将数据集经 Wi-Fi 模块传送给 PC 端的 BP 神经网络,完成系统对用电器使用情况的学习与识别。

实验测试结果表明,通过采集用电器瞬时工作电流并借助 BP 神经网络,能够准确无误地识别出被训练过的单独工作的所有用电器种类;当混合使用多种用电器时,识别率有所降低,但也高于 87%。通过改进网络结构,可以提高多种用电器混合使用情况下的识别率的准确度。本设计可作为用电器使用情况识别的一种参考设计方案,也可作为大学生创新创业训练项目和本科大四学生“电子系统综合设计”的教学备选题目。

参考文献

- [1] 于修江,王明全,张鹏辉,等.基于单相电参数测量的电器识别与监测[J].单片机与嵌入式系统应用,2018,18(7): 65-67.
- [2] 李静,杨洪耕.一种用于家用智能电表负荷识别方法[J].现代电力,2013,30(5): 83-89.
- [3] 汤胜清,程小华.一种基于多层前向神经网络的谐波检测方法[J].中国电机工程学报,2006(18): 90-94.
- [4] 邢晓莹,周磊.室内安全监测智能终端的设计[J].计算机时代,2016(10): 18-21.
- [5] 郭一品,颜逾越,高凤强.基于MSP430的违规电器在线识别系统设计[J].电子技术应用,2017,43(1): 107-110.
- [6] 符长友,雷志勇,李行.基于物联网的智能插座的设计[J].现代电子技术,2016,39(8): 122-125.
- [7] 庄双勇,赵伟,何学农,等.超谐波引发的电能质量问题及相关研究[J].电测与仪表,2019,56(1): 41-52.
- [8] 韩硕,赵连娟.复合数字滤波在控制系统中的应用[J].轻工科技,2013,29(8): 74.
- [9] 冯雪东.多标签分类问题综述[J].信息系统工程,2016(3): 137.
- [10] 宋攀,景丽萍.基于神经网络探究标签依赖关系的多标签分类[J].计算机研究与发展,2018,55(8): 1751-1759.
- [11] 刘恒,黄晓钰,吴朝阳,等.手势识别实验系统设计[J].实验技术与管理,2019,36(3): 92-97.
- [12] 蒋鼎国.基于改进型BP神经网络PID控制器的温室温度控制技术[J].实验室研究与探索,2015,34(1): 9-13.
- [13] 朱桂川,周磊.基于BP神经网络的用电器分类识别技术的研究[J].杭州电子科技大学学报(自然科学版),2016,36(6): 5-9.
- [14] 尤波,李忠杰,黄玲.基于改进型BP神经网络的手部动作识别[J].智能系统学报,2018,13(5): 848-854.

编辑 钟晓