

基于多阶有源带通滤波器和在线相关系数的 负载在线智能识别



赵仕良, 李宇琪, 汪 琴, 纪飞虎, 黎 帅, 熊有志*

(四川师范大学 物理与电子工程学院, 成都 610101)

摘要 从时域建立了负载在线识别的数学模型, 识别任务由硬件和算法共同承担。采用多阶有源带通滤波器进行硬件预处理, 从而将功率相差很大的负载信号转换成可以在同一个条件下采集的电压信号。从皮尔逊相关系数出发定义了在线相关系数, 将其作为唯一的时域特征参量, 并提出“在线相关系数逐渐增大并最终等于 1”的判决准则。利用最大值首位对齐法和均值法进行数据处理, 采用逐次比较法和筛选法相结合进行识别。实验数据表明: 基于带宽为 340~900 Hz 的五阶有源带通滤波器和 STM32 处理器中的在线相关算法很好完成了功率相差 1 500 多倍的电磁炉、电饭煲、笔记本电脑、小灯泡等 4 种负载的任意在线组合的智能识别。

关键词 在线相关系数; 有源带通滤波器; 皮尔逊相关系数; 最大值首位对齐法; 逐次比较法; 筛选法
中图分类号 TM93 **文献标志码** A **DOI** 10.12178/1001-0548.2023146

Online Intelligent Recognition of Load Based on Multioorder Active Bandpass Filter and Online Correlation Coefficient

ZHAO Shiliang, LI Yuqi, WANG Qin, JI Feihu, LI Shuai, and XIONG Youzhi*

(College of Physics and Electronic Engineering, Sichuan Normal University, Chengdu 610101, China)

Abstract In this paper, a mathematical model of load online recognition problem is established in time domain, and the recognition task is shared by hardware and algorithm. A multioorder active band-pass filter is used for hardware preprocessing to convert the load signals with large power difference into voltage signals that can be collected under the same condition. The online correlation coefficient is defined from the Pearson correlation coefficient as the only time domain characteristic parameter, and the judgment criterion of "online correlation coefficient gradually increases and eventually equals 1" is proposed. The maximum first alignment method and the mean method are used for data processing, and the successive comparison method and the screening method are combined for recognition. The experiment results show that based on a fifth-order active band-pass filter with the bandwidth of 340 Hz to 900 Hz and online correlation algorithm in STM32 processor the system can well complete the intelligent recognition of any online combination of a power difference of more than 1500 times (i. e. induction cooker, rice cooker, laptop, and small light bulb).

Key words online correlation coefficient; active band-pass filter; pearson correlation coefficient; maximum first alignment method; successive comparison method; screening method

负载在线智能识别对电力系统的安全检查和负载故障检测都有着重要的意义。负载识别技术可适用于负荷监控领域^[1], 也可以检测负载是否存在异常^[2]。根据识别设备安装地点的不同, 负荷识别的研究方法分为侵入式和非侵入式两种。侵入式法需在用电设备上安装计量仪表, 但成本高、安装复杂。非侵入式法只在用户的电力供给入口处安装计量仪表来监控和采集数据^[3], 该方法成本低、易于

安装, 适合在线监测。

负载识别的首要步骤是信息采集及信息预处理。很多负载识别的研究是在软件中做预处理^[4], 如采用奇异谱分析 (Singular Spectrum Analysis, SSA) 对信号进行降噪处理^[5], 从而减少特征分类误差, 但会增加软件的任务。

负载在线智能识别属于模式识别的范畴^[6-8]。基于特征参数提取方法的不同, 模式识别可分为时域

收稿日期: 2023-05-18; 修回日期: 2024-03-12

作者简介: 赵仕良, 教授, 主要从事通信系统中信号测量与处理方面的研究。

*通信作者 E-mail: 281690575@qq.com

法、频域法和时频域混合法。有学者在时域范围内采用相似时间窗提取时域相似性进行负载监测^[9], 也有从频域出发获得功率谱密度或不同频带信息来辨别负载^[10]; 还有从时频混合提取出发, 提取时域电流信息和电流频谱图进行负荷识别^[11]。如果从时域研究负载在线智能识别问题, 会涉及学习信号在混合信号的时移性^[12]和描述相关性特征参量的选择。因此, 当采用模式识别的相关性^[13-14]来分析该类问题时需要用到移位相关函数。

基于学习方法的不同, 负载识别分为监督学习法和无监督学习法。一部分学者通过监督学习进行负载识别: 采用 TensorFlow 神经网络将磁耦合谐振式无线电能传输系统的负载与互感识别问题等效为非线性方程求解问题, 再通过进一步转换得到识别模型^[15]; 或在循环神经网络中加入注意力机制的编码器和解码器提高负载识别的泛化能力^[16]。但以上模型可解释性较差, 不利于过程化分析, 且数据依赖严重导致训练时间长。从而有另一部分学者针对以上存在的问题选择无监督学习: 以引导聚集算法 (Bootstrap Aggregating, Bagging) 扩展决策树能够避免负载识别结果的过拟合^[17]; 通过主成分分析法对数据降维提高数据分类的准确度^[18]。由于在线负载识别属于混合信号的识别问题, 因此可以通过无监督学习中的聚类分析和独立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA) 方法进行混合分离, 如在复混合的时域特征下通过聚类分析获得单源点的提取^[19]以及将 ICA 与经验模态分解提取故障的特征信息^[20]进行信号分类。

上述方法在研究负载在线识别时大都采用软件进行预处理, 这属于仿真研究, 存在有些建立的模型太复杂、识别参数太多、过度依赖算法的问题。

本文选择时域提取特征量和无监督学习设计识别算法, 力求降低时域特征参量的维度、简化智能算法的复杂度, 采用硬件进行预处理和基于 STM32 处理器实现智能算法, 从而实现功率相差较大负载的在线智能识别。

1 系统整体方案设计

本文研究的内容是照明电路的负载识别, 采用时域建立特征参量。为了降低算力, 识别任务由硬件预处理和软件算法两部分共同承担。研究的数据源不是已知的数据集, 而是从电路中采集的负载实际的电压或电流信息。算法是在嵌入式中工程实现。由于照明电路中负载是并联的, 导致采集的负载电流很大, 因此需要用电流互感器进行降流。同时最后采集的是电压, 需要将电流转换成电压。另外, 不同负载直接转换后的信息相差大, 需要进行预处理将其转换成相同数量级的信息进行采集, 文中将相差较大的不同原始信息用多阶滤波器调理成在某一频段范围、幅度在同一数量级。系统整体方案框图见图 1。将图 1 中多阶有源带通滤波器称为带通滤波子系统, 其左边的所有子系统统称为电流电压转换子系统。将电流电压转换子系统和带通滤波子系统称为硬件预处理系统, 将 ADC、FPGA 和 STM32 称为信息采集及智能识别子系统。

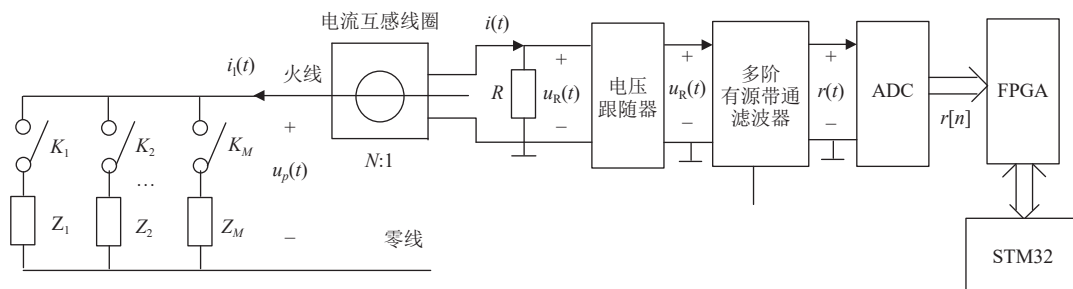


图 1 识别系统整体方案图

1.1 电流电压转换子系统

理论上, 照明电路线电流的基波频率为 50 Hz。负载都并联在照明电路上, 负载特性与线电流形成映射关系。线路上电流较大, 先用电流互感器将原始的线电流降流, 然后通过纯电阻负载将其转换成电压作为研究对象。

将图 1 中的 M 个电器负载分别记为 Z_1, Z_2, \dots, Z_M , 各自对应的开关为 K_1, K_2, \dots, K_M 。照明电路的相电压为 $u_p(t)$, 线电流为 $i(t)$ 。通过匝数比 $N:1$ 的电流互感器将线电流 $i(t)$ 转换成次级负载电流 $i(t)$ 。 $i(t)$ 作用在纯电阻负载 R 上产生的负载端电压为 $u_R(t)$ 。为了保证次级电流 $i(t)$ 完全作用在负

载 R 上,在 R 和后端电路之间采用跟随器进行连接。

1.2 带通滤波器子系统

图 1 中的多阶有源带通滤波器是利用硬件电路设计的。其功能是从硬件上进行信号的预处理,目的是将动态范围相差较大的电压信号转换成可以在同一个条件下进行采集的信号。

假设图 1 中周期信号 $u_R(t)$ 的基波角频率为 ω_0 ,傅里叶级数系数为 a_k ,则 $u_R(t)$ 的傅里叶变换为

$$U_R(j\omega) = 2\pi \sum_{k=-\infty}^{\infty} a_k \delta(\omega - k\omega_0). \text{ 根据帕斯瓦尔功率定理}^{[21]}, u_R(t) \text{ 的功率 } P_R = \sum_{k=-\infty}^{\infty} |a_k|^2.$$

由于文中研究的负载功率相差较大,电压信号峰峰值相差也很大,很难在同一条件下采集信息。所以在图 1 中用多阶有源带通滤波器^[19,22]来完成信号的变换,从而可实现在同一个条件下信息的采集。多阶有源带通滤波器的输入信号为 $u_R(t)$,输出信号为 $r(t)$, $r(t)$ 的傅里叶变换为 $R(j\omega)$ 。假设多阶有源带通滤波器的单位冲击响应为 $h(t)$,其频率特性函数为 $H(j\omega)$,则 $R(j\omega) = U_R(j\omega)H(j\omega) = 2\pi \sum_{k=-\infty}^{\infty} H(jk\omega_0)a_k \delta(\omega - k\omega_0)$ 。将 $r(t)$ 的功率记为 P ,则 $P = \sum_{k=-\infty}^{\infty} |H(jk\omega_0)a_k|^2$ 。由于 $H(j\omega)$ 为带通型,则 $H(jk\omega_0)$ 也为带通型。假设 $H(jk\omega_0)$ 对输入周期信号中小于 N_1 次谐波和大于 N_2 次谐波都为 0,其中 $0 < N_1 < N_2$ 。则图 1 中实信号 $r(t)$ 的功率 P 可以描述为:

$$P = 2 \sum_{k=N_1}^{N_2} |H(jk\omega_0)a_k|^2 \quad (1)$$

将 $u_R(t)$ 通过多阶有源带通滤波器映射成 $r(t)$ 后, $r(t)$ 即为识别系统的研究对象。根据式(1),合理选择有源带通滤波器中心频率的位置和带宽,即合理选择带通滤波器允许 $u_R(t)$ 通过的最低谐波次数 N_1 和最高谐波次数 N_2 ,将功率或幅度差距较大的原始信号映射成幅度相近的采集信号,从而在同一条件采集信息。这样便于从时域选择特征参量,也可能减少参量个数。

1.3 信息采集及识别子系统

图 1 中信号 $r(t)$ 进入模数转换器 ADC 后进行采样,假设一个周期采样 N 个点,采样后的数据记为 $r[n]$ 。系统将采样的数据存于微处理器 FPGA 的 FIFO 中。整个系统的控制和智能识别算法部分由微处理器 STM32 完成。学习和识别阶段所需的数

据均由 STM32 从 FPGA 的 FIFO 读取。 $r(t)$ 或 $r[n]$ 在学习和智能识别阶段是不同的,将学习阶段第 j 个负载的电压记为 $x_j(t)$,采样后电压记为行向量 $x_j[n]$ 。将智能识别阶段的总电压记为 $y(t)$,采样后总电压记为行向量 $y[n]$ 。 $x_j[n]$ 和 $y[n]$ 的元素个数都为 N 个。

2 智能识别原理

2.1 负载在线识别的数学模型

由于负载在线智能识别分为学习阶段和识别阶段两个过程。学习阶段是采集各负载信息来学习特征参量的值,识别阶段是先获取混合信号,然后由学习阶段和识别阶段的特征参量根据判别标准和算法来判别在线情况。在混合信号中的某一个负载,其信号形式与学习阶段该负载的信号有相位的不同,也就是延时的不同。

假设学习阶段负载信号为 $x_j[n]$,混合总信号为 $y[n]$ 。因此,负载智能识别的数学模型可概括为微处理器在算法中判别总信号 $y[n]$ 中是否包含 $x_j[n]$ 的移位信息,描述为:

$$y[n] = \sum_{j=1}^K C_j x_j[n - L_j] \quad (2)$$

式中, $x_j[n - L_j]$ 是第 j 个负载学习阶段的移位信号,移位序号为 L_j ; $C_j = 1$ 代表第 j 个负载在线, $C_j = 0$ 代表第 j 个负载不在线。因此若某个负载在线,理论上该负载信息一定是学习阶段信号移位后以叠加的方式出现在识别阶段信息中。本文讨论的负载智能识别问题实际上就需要微处理器 STM32 判别 C_j ,当 $C_j = 1$ 时还需计算 L_j 。

2.2 皮尔逊相关系数

聚类分析是一种将数据集中的对象按照相似性进行分类的无监督学习方法,相似性是指两个对象之间的距离和相似度。其识别方法有欧式距离法、曼哈顿距离法、余弦相似法、皮尔逊相关系数法^[23-24]。本文从时域出发,利用相似度进行识别。

自然科学领域广泛应用皮尔逊相关系数来度量两个变量 X 和 Y 之间的相关程度。将皮尔逊相关系数记为 ρ_{XY} ,定义为^[25]:

$$\rho_{XY} = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)} \sqrt{D(Y)}} \quad (3)$$

式中, $\text{cov}(X, Y) = E[(X - E(X))(Y - E(Y))]$ 为二者的协方差, $E(X)$ 和 $E(Y)$ 是二者的均值; $D(X)$ 和 $D(Y)$ 是二者的方差, ρ_{XY} 的值介于 $-1 \sim 1$ 之间。如今,皮尔逊

相关系数也常用于模糊识别和智能识别领域^[26]。一般而言, 在工程实践领域“Y中包含X”的条件为^[27]:

$$\rho_{XY} \geq 0.75 \quad (4)$$

式(4)只适用于简单的一对一识别, 不适合本文研究的复杂混合信号的识别。

2.3 最大移位相关系数

由于照明线路上负载通断情况复杂, 同时学习和识别阶段信息采集有时间差。因此皮尔逊相关系数已经不适用了, 需要用到移位相关系数。假设两个周期相同的交流信号 $g(t)$ 和 $v(t)$ 的采样信息经过交流处理后记为 $g[n]$ 和 $v[n]$, 长度都为 N 。 $g[n]$ 和 $v[n]$ 的移位相关系数^[28]为:

$$\rho_{gv}[m] = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} g_N[n-m] R_N[n] v[n]}{\sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} g^2[n]} \sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} v^2[n]}} \quad (5)$$

式中, $g_N[n]$ 是对 $g[n]$ 进行周期为 N 的周期化得到的序列; $g_N[n-m] R_N[n]$ 为对 $g[n]$ 进行周期循环移位的主值区间序列。

改变 m 得到移位相关系数行向量, 取出行向量中的最大值记为 ρ_{gv} , 将其称为 $g[n]$ 和 $v[n]$ 的最大移位相关系数。用最大移位相关系数描述 $g(t)$ 和 $v(t)$ 时域波形的相似度, 属于时域的概念。

2.4 在线智能识别的特征参量——在线相关系数

本文在进行负载在线智能识别时, 先要进行检验, 每次只能检验在线的一个负载。假设智能识别的总混合信号为 $y[n]$, 当进行第 i 次识别后, 所有已经在线负载对应的学习移位信号之和记为 $w_i[n]$, $w_i[n]$ 是在第 i 次识别后, 式(2)中 $C_j = 1$ 的所有 $x_j[n-L_j]$ 之和。将 $w_i[n]$ 和 $y[n]$ 的相似度称为第 i 次的在线相关系数 ρ_i , 定义为:

$$\rho_i = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} w_i[n] y[n]}{\sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} w_i^2[n]} \sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} y^2[n]}} \quad (6)$$

本文选择在线相关系数为识别模型唯一的特征参量, 采用筛选法^[29]和逐次比较法^[30]相结合进行智能识别。将前一轮识别后已经在线移位信号之和与本轮每个待识别负载学习阶段的移位信号依次组成检验信号, 对本轮新添加的负载信号进行循环移位, 计算该检验信号和识别总混合信号的最大移位

相关系数。遍历本轮每个待识别负载做上述操作, 最后找出所有最大移位相关系数的最大值, 此时的检验信号为最佳检验信号。

根据上述思想, 假设第 $i-1$ 次筛选识别结束后已在线负载的学习信号移位之和为 $w_{i-1}[n]$, 第 $i-1$ 次的在线相关系数为 ρ_{i-1} 。将第 $i-1$ 次识别后剩余的待识别负载集合记为 S_i , S_i 就是第 i 次的待筛选对象集。进行第 i 次筛选时, 将 S_i 中某个负载学习信号 $x_j[n]$ 进行移位得到移位信号 $x_j[n-m]$, 其中移位序号 m 从0到 $N-1$ 可变, 令 $g_i[n-m] = w_{i-1}[n] + x_j[n-m]$ 为检验信号, 计算检验信号 $g_i[n-m]$ 和识别总信号 $y[n]$ 的最大移位相关系数及此时的移位量。将 S_i 集合中所有负载逐次遍历做上述运算, 筛选出所有最大移位相关系数的最大值及其对应的移位量和负载, 该最大值记为 ρ'_i , 称为最佳检验相关系数。该负载对应的检验信号称为最佳检验信号, 该负载记为 x_i , 对应的移位量记为 L_i 。

根据最大移位相关系数描述波形的相似程度的理论, 在线负载增加, 则波形越来越和识别总信号相似。因此, 由 ρ_{i-1} 和 ρ'_i 可以得到在线智能识别这类问题的在线相关系数 ρ_i 在实际检验过程中的递推公式为:

$$\rho_i = \begin{cases} \rho'_i & \rho'_i > \rho_{i-1} \\ \rho_{i-1} & \rho'_i < \rho_{i-1} \end{cases} \quad (7)$$

在线相关系数 ρ_i 属于最大移位相关系数的范畴, 同时是一个逐次递进的概念, $0 \leq \rho_i \leq 1$ 。在线相关系数 ρ_i 的物理含义是用于描述第 i 次识别后的已经在线负载学习移位信号之和与识别总信号之间波形的相似度。

2.5 在线智能识别的判决准则

本文研究的问题属于混合信号的识别, 同时小信号可能被大信号淹没, 因此判决条件“ $\rho_{XY} \geq 0.75$ ”已经不再适用, 必须建立新的判决准则。

基于在线相关系数的定义和物理含义, 筛选法实现智能识别的判决准则概括为以下两点。1) 当 $\rho_i > \rho_{i-1}$ 时, 代表第 i 次筛选出的最佳检验信号波形比第 $i-1$ 次已识别在线信号 $w_{i-1}[n]$ 更像识别总信号 $y[n]$ 。因此需新增在线负载, 找出最佳检验信号对应的负载 x_i 及其移位量 L_i , 并得到第 i 次检验后在线总信号 $w_i[n] = w_{i-1}[n] + x_i[n-L_i]$, 然后进行下一轮识别。2) 当 $\rho_i = \rho_{i-1}$ 时, 代表第 $i-1$ 次识别后波形已经和识别总信号最相似, 再也没有其他负载在线了, 智能识别就此结束, 且 $y[n] = w_i[n] = w_{i-1}[n]$ 。

基于在线相关系数的逐次比较法的智能识别过

程从理论上可以理解为：在线信号的波形越来越和识别总信号相似并最终相等。从理论上来看，识别过程中随着识别循环次数增加，在线相关系数的值逐渐增加，当某一次在线相关系数为 1 或等于前一次值时，则识别结束。用文中引入的在线相关系数采用逐次比较法和筛选法来识别负载在线问题的判决标准，理论上可以描述为“在线相关系数逐渐增大并最终等于 1”。

3 智能识别测试结果及分析

整个系统测试条件如下。实验室照明电路；由微处理器 FPGA 和 STM32 组成的系统板；模数转换器件为 AD9240，其位数为 14 位；测试的负载有电磁炉、电饭煲、笔记本电脑、小灯泡；带通滤波器为五阶有源带通，其通频带为 340~900 Hz；对图 1 中的 $r(t)$ 进行采样时默认基波频率为 50 Hz，一个周期内采样 1 024 个点。

3.1 五阶有源带通滤波器的频率函数曲线及其功能测试

为了将实验中 4 个电器产生的电压峰峰值范围相差较大的信号转换为在同一条件下测试，通过频谱和实验观察，特意设计了五阶有源带通滤波器。五阶有源带通滤波器的测试条件：输入正弦信号的峰峰值为 $U_i(f) = 80 \text{ mV}$ ；输出的峰峰值为 $U_o(f)$ ；幅频特性函数为 $|H(f)| = \frac{U_o(f)}{U_i(f)}$ 。五阶有源带通滤波器的幅频特性曲线见图 2。由图 2 可知，五阶有源带通滤波器的下限截止频率 $f_1 = 340 \text{ Hz}$ ，上限截止频率为 $f_2 = 900 \text{ Hz}$ ，其带宽为 560 Hz，最大倍数为 26.50。

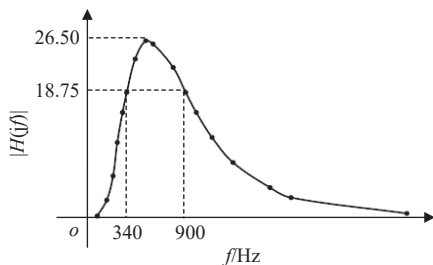


图 2 五阶有源带通滤波器幅频特性曲线

在图 1 中，五阶有源带通滤波器的输入信号为 $u_R(t)$ ，其输出信号为 $r(t)$ 。对各个电器单独工作时的功率 P 、 $u_R(t)$ 的峰值 V_{Rpp} 和 $r(t)$ 的峰值 V_{rpp} 进行测试，实验数据见表 1。由表 1 可知，功率相差 1 500 多倍的 4 个电器在五阶有源滤波器输入端 $u_R(t)$ 峰峰

值最大与最小比值为 71.111，输出端 $r(t)$ 峰峰值最大最小比值为 3.414。通过五阶有源带通滤波器的硬件预处理进行信号变换，拉近了峰峰值的数量级，使其能够在相同条件下进行信号采集。

表 1 五阶有源带通滤波器功能测试

负载种类	P/W	V_{Rpp}/V	V_{rpp}/V
电磁炉	1 072.0	3.200	1.980
电脑	103.5	0.172	0.720
小灯泡	5.2	0.045	0.580
电饭煲（仅通电）	0.7	0.145	1.340

3.2 原始数据处理方法的选择

由于照明电路中负载波动较大，因此信号具有随机性。其表现形式有：基波频率不恒为 50 Hz，电器负载工作电压不恒等于 220 V，学习阶段和识别阶段的电路状态不完全一样。以电磁炉为例，对图 1 中的 $r(t)$ 进行了两种不同的测试研究。第一种方法为直接测量法；第二种方法为对齐均值法，将最大值首位对齐，进行 100 次测量取平均得到 $\overline{r(t)}$ 的一次测量结果。两种方法的实验数据见表 2。

由表 2 可知，直接对 $r(t)$ 峰峰值 5 次测量的均值为 1.326 2 V，经计算后的方差为 0.012 1，波动较大。采用最大值首位对齐法进行 100 次平均的数据处理，得到 $\overline{r(t)}$ 的 5 次测量的均值为 1.326 4 V，经计算后的方差为 0.001 2，方差波动减少了 10 倍左右，数据更加稳定。由于文章采用的是时域特征参量进行识别，需要时域波形和数据都稳定，因此文中将所有原始信息都采用首位对齐法和均值法进行处理后作为智能算法的数据源。

3.3 负载在线智能识别实验

有了原始数据正确的测量手段后，再对文中提出的在线相关系数进行负载识别的正确性检验，以及测试智能识别系统对信号的灵敏度。

以电磁炉、电饭煲、笔记本电脑和小灯泡为负载，在保证信号不失真的条件下，表 3 记录了 5 次识别的实验数据。表 3 记录的实验条件都只需以学习阶段时最小信号小灯泡的峰峰值为参照即可。表 3 中“√”代表在线，“×”代表不在线。

由表 3 中的实验结果表明：1) 由第一次、第二次、第四次和第五次实验结果说明在线识别相关系数作为时域识别参量可以实现负载识别；2) 由第三次和第四次的对照实验说明文中选择的在线相关系数对时域波形峰峰值有要求，即对时域波形有

灵敏度的要求, 因为文中建立的在线相关系数为时域特征参量。

表 2 原始数据处理方法的测试实验

数据处理方法	第一次	第二次	第三次	第四次	第五次
直接测量法	1.362 3	1.304 0	1.455 4	1.155 4	1.353 8
对齐均值法	1.277 2	1.324 3	1.332 3	1.322 6	1.375 6

表 3 负载智能识别实验结果

实验次数	学习阶段实验条件	各负载实际在线情况				智能识别结果				实验结果
	小灯泡 $r(t)$ 峰峰值/mV	电磁炉	电饭煲 (仅通电)	笔记本电脑	小灯泡	电磁炉	电饭煲 (仅通电)	笔记本电脑	小灯泡	
第一次	300	√	×	×	×	√	×	×	×	正确
第二次	300	√	×	×	√	√	×	×	√	正确
第三次	300	√	×	√	×	×	×	√	√	错误
第四次	580	√	×	√	×	√	×	√	×	正确
第五次	580	√	√	√	×	√	√	√	×	正确

学习阶段 4 个负载的示波器波形如图 3a~图 3d 中的左边所示, 第五次实验混合信号的示波器波形如图 3e 的左边所示, 第五次实验识别出的负载相对于学习阶段延时的参数及波形如图 3a~图 3d 的右边所示, 算法再生出来的波形如图 3e 的右边所示。

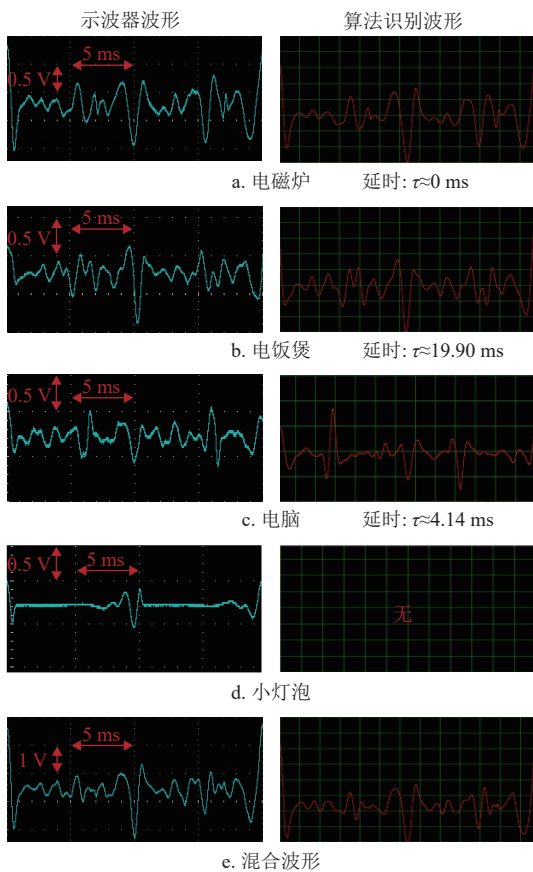


图 3 学习阶段的波形和第五次实验的波形图

将第五次实验智能识别算法中逐次的最佳检验相关系数和在线相关系数的数据汇总于表 4。

表 4 中第一次识别结果为电磁炉在线, 第二次识别结果为电饭煲在线, 第三次识别结果为笔记本在线。由这 3 次实验结果可知: 某个负载在线时, 最佳检验相关系数 ρ'_i 和在线相关系数 ρ_i 关系为 $\rho_i = \rho'_i$; 表中第四次识别结果为小灯泡在线。由此可知: 某个负载不在线时, 最佳检验相关系数 ρ'_i 和在线相关系数 ρ_i 的关系为 $\rho_i = \rho_{i-1} > \rho'_i$ 。因此, 表 4 验证了本文建立式 (7) 的正确性。同时, 表 4 中 ρ_i 列从上到下取值从 0 逐渐靠近 1, 从而验证了本文建立的“在线相关系数逐渐增大并最终等于 1”作为判别标准的正确性。

表 4 第五次实验的 ρ'_i 和 ρ_i 实验数据

智能识别序号 i	最佳检验负载	ρ'_i	ρ_i	在线判决结果
$i=0$	无	0	0	无
$i=1$	电磁炉	0.918 9	0.918 9	在线
$i=2$	电饭煲 (仅通电)	0.971 9	0.971 9	在线
$i=3$	笔记本电脑	0.988 7	0.988 7	在线
$i=4$	小灯泡	0.987 7	0.988 7	不在线

4 结束语

由于文中是从时域进行识别, 所以要求数据具有一定的准确度, 信号峰峰值太小容易产生错误识别。同时随着在线负载增多, 识别阶段合成信号峰峰值将越来越大。但数据采集端 AD 允许的峰峰值有限, 所以本文方法对于实际在线负载个数多的智能识别可能存在有一定的缺陷。

参考文献

- [1] ZHAO Z F, FENG Q, HUI Y, et al. A laser-induced dual ultrasonic wave method for noncontact load monitoring of pillar porcelain insulators[J]. *Measurement Science and Technology*, 2023, 34(3): 035205.
- [2] ZHAO Y, ZHANG C B, ZHANG Y W, et al. A review of data mining technologies in building energy systems: Load prediction, pattern identification, fault detection and diagnosis[J]. *Energy and Built Environment*, 2020, 1(2): 149-164.
- [3] 邱雪松, 蔺艳斐, 邵苏杰, 等. 一种面向智能电网数据采集的传感器聚合布局构造算法[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(10): 2411-2417.
QIU X S, LIN Y F, SHAO S J, et al. Sensor aggregation distribution construction algorithm for smart grid data collection system[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(10): 2411-2417.
- [4] WANG S Y, LI R, EVANS A, et al. Regional nonintrusive load monitoring for low voltage substations and distributed energy resources[J]. *Applied Energy*, 2020, 260: 114225.
- [5] 齐庆周, 石英, 徐腊梅, 等. 基于改进 SSA 的避雷器泄漏电流信号降噪算法研究[J]. *武汉理工大学学报*, 2021, 43(6): 76-82.
QI Q Z, SHI Y, XU L M, et al. Research on noise reduction algorithm of arrester leakage current signal based on improved SSA[J]. *Journal of Wuhan University of Technology*, 2021, 43(6): 76-82.
- [6] 李如意, 王晓换, 胡美璇, 等. RPROP 神经网络在非侵入式负荷分解中的应用[J]. *电力系统保护与控制*, 2016, 44(7): 55-61.
LI R Y, WANG X H, HU M X, et al. Application of RPROP neural network in nonintrusive load decomposition[J]. *Power System Protection and Control*, 2016, 44(7): 55-61.
- [7] GONG M J, WANG J, BAI Y, et al. Heat load prediction of residential buildings based on discrete wavelet transform and tree-based ensemble learning[J]. *Journal of Building Engineering*, 2020, 32: 101455.
- [8] ZHAO H J, LIU J J, SHEN Z Q, et al. SCC-MPGCN: Self-attention coherence clustering based on multi-pooling graph convolutional network for EEG emotion recognition[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2022, 19(2): 026051.
- [9] SHI X, MING H, SHAKKOTTAI S, et al. Nonintrusive load monitoring in residential households with low-resolution data[J]. *Applied Energy*, 2019, 252: 113283.
- [10] RUANO A, HERNANDEZ A, UREÑA J, et al. NILM techniques for intelligent home energy management and ambient assisted living: A review[J]. *Energies*, 2019, 12(11): 2203.
- [11] LI K X, YIN B, DU Z H, et al. A nonintrusive load identification model based on time-frequency features fusion[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 1376-1387.
- [12] 祁兵, 董超, 武昕, 等. 基于 DTW 算法与稳态电流波形的非侵入式负荷辨识方法[J]. *电力系统自动化*, 2018, 42(3): 70-76.
- QI B, DONG C, WU X, et al. Non-intrusive load identification method based on DTW algorithm and steady-state current waveform[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2018, 42(3): 70-76.
- [13] 王学兵, 张国生, 徐恩超, 等. 基于 Hadoop 技术的电网建设物资需求预测模式识别分析[J]. *电子技术*, 2023, 52(3): 316-318.
WANG X B, ZHANG G S, XU E C, et al. Analysis of pattern recognition for material demand prediction in power grid construction based on hadoop technology[J]. *Electronics Technology*, 2023, 52(3): 316-318.
- [14] 杨华, 任勇, 李莹, 等. 以相关系数为特征量的飞机目标识别法[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2001, 41(7): 29-31.
YANG H, REN Y, LI Y, et al. Aircraft target recognition using feature correlation coefficients[J]. *Journal of Tsinghua University(Science and Technology)*, 2001, 41(7): 29-31.
- [15] 苏玉刚, 阳剑, 戴欣, 等. 基于 TensorFlow 神经网络的 MCR-WPT 系统负载与互感识别方法[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(18): 162-169.
SU Y G, YANG J, DAI X, et al. TensorFlow neural network based load and mutual inductance identification method for magnetic coupling resonant wireless power transfer system[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(18): 162-169.
- [16] PICCIALLI V, SUDOSO A M. Improving non-intrusive load disaggregation through an attention-based deep neural network[J]. *Energies*, 2021, 14(4): 847.
- [17] LE T T H, KANG H, KIM H. Household appliance classification using lower odd-numbered harmonics and the bagging decision tree[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 55937-55952.
- [18] VASHISHTHA G, KUMAR R. Pelton wheel bucket fault diagnosis using improved Shannon entropy and expectation maximization principal component analysis[J]. *Journal of Vibration Engineering & Technologies*, 2022, 10(1): 335-349.
- [19] 季策, 姜雨田. 基于方向幅值比的欠定盲源分离算法[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2019, 40(7): 920-924.
JI C, JIANG Y T. Underdetermined blind source separation algorithm based on directional amplitude ratio[J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2019, 40(7): 920-924.
- [20] 朱文龙, 周建中, 肖剑, 等. 独立分量分析——经验模态分解特征提取在水电机组振动信号中的应用[J]. *中国电机工程学报*, 2013, 33(29): 95-101.
ZHU W L, ZHOU J Z, XIAO J, et al. An ICA-EMD feature extraction method and its application to vibration signals of hydroelectric generating units[J]. *Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering*, 2013,

- 33(29): 95-101.
- [21] KELKAR S S, GRIGSBY L L, LANGSNER J. An extension of parseval's theorem and its use in calculating transient energy in the frequency domain[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 1983, IE-30(1): 42-45.
- [22] DIAB M S, MAHMOUD S A. A 6nW seventh-order OTA-C band pass filter for continuous wavelet transform[C]//Proceedings of the International SoC Design Conference. New York: IEEE, 2019: 196-197.
- [23] YANG N C, MEHMOOD D. Multi-objective bee swarm optimization algorithm with minimum Manhattan distance for passive power filter optimization problems[J]. *Mathematics*, 2022, 10(1): 133.
- [24] XIA P P, ZHANG L, LI F Z. Learning similarity with cosine similarity ensemble[J]. *Information Sciences*, 2015, 307: 39-52.
- [25] AHLGREN P, JARNEVING B, ROUSSEAU R. Requirements for a cocitation similarity measure, with special reference to Pearson's correlation coefficient[J]. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 2003, 54(6): 550-560.
- [26] LIU L, TSAI S B. Intelligent recognition and teaching of English fuzzy texts based on fuzzy computing and big data[J]. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2021(1): 1-10.
- [27] MUKAKA M M. Statistics corner: A guide to appropriate use of correlation coefficient in medical research[J]. *Malawi Medical Journal*, 2012, 24(3): 69-71.
- [28] 安冬冬, 龚晓峰, 陈思南. 循环移位正交系数的测量矩阵改进算法[J]. *计算机工程*, 2018, 44(5): 205-208.
- AN D D, GONG X F, CHEN S N. Improved measurement matrix algorithm of cyclic shift orthogonal coefficient[J]. *Computer Engineering*, 2018, 44(5): 205-208.
- [29] 钟委钊, 陈荟慧. 基于群智感知的街景变化检测方法[J]. *计算机应用研究*, 2022, 39(10): 3186-3190.
- ZHONG W Z, CHEN H H. Change detection method of street view image based on crowdsensing[J]. *Application Research of Computers*, 2022, 39(10): 3186-3190.
- [30] JUAN Y H, HUANG H Y, LAI S C, et al. A distortion cancelation technique with the recursive DFT method for successive approximation analog-to-digital converters[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2016, 63(2): 146-150.

编辑 税红