

# 基于复合特征的非侵入式电力负荷分解与辨识

冯晓青, 林剑辉

北京林业大学工学院, 北京

收稿日期: 2026年1月28日; 录用日期: 2026年3月4日; 发布日期: 2026年3月13日

## 摘要

为减少由于电动自行车违规充电行为导致的火灾事故, 文章提出了一种基于数据分离和特征匹配的两阶段非侵入式负荷识别方法。第一阶段, 通过复合滑动窗的累积和事件检测算法得到负荷接入点, 利用负荷叠加与分离原理从聚合电流中分离出投切负荷的独立负荷信息。第二阶段, 将分离出的独立负荷电流与已建立的稳态电流波形库相比较, 利用皮尔逊相关系数计算两者的相似度, 实现负荷粗辨识; 通过特征量化方法提取独立负荷信息的电流幅值特征、功率特征、V-I轨迹特征和谐波特征, 与电动自行车的标准特征相匹配, 进行负荷精细化识别。实测数据分析结果表明本文所提方法能够有效识别电动自行车的入户充电行为。

## 关键词

非侵入式负荷识别, 负荷分离, 电流波形库, 特征匹配, 电动自行车

# Non-Intrusive Power Load Disaggregation and Identification Based on Composite Features

Xiaoqing Feng, Jianhui Lin

School of Technology, Beijing Forestry University, Beijing

Received: January 28, 2026; accepted: March 4, 2026; published: March 13, 2026

## Abstract

To reduce fire accidents caused by the illegal charging behaviors of electric bicycles, this paper proposes a two-stage non-intrusive load monitoring (NILM) method based on data separation and feature matching. In the first stage, a cumulative sum (CUSUM) event detection algorithm with a composite sliding window is adopted to obtain load connection points, and the principle of load superposition

and separation is utilized to separate the independent load information of switched loads from the aggregated current. In the second stage, the separated independent load current is compared with the established steady-state current waveform library, and the Pearson correlation coefficient is used to calculate the similarity between the two to achieve coarse load recognition. A feature quantization method is employed to extract the current amplitude features, power features, V-I trajectory features and harmonic features of the independent load information, which are then matched with the standard features of electric bicycles for refined load recognition. The analysis results of field measurement data demonstrate that the method proposed in this paper can effectively identify the in-home charging behaviors of electric bicycles.

## Keywords

Non-Intrusive Load Identification, Load Separation, Current Waveform Library, Feature Matching, Electric Bicycles

Copyright © 2026 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

作为居民日常出行的重要交通工具,电动自行车的数量正在不断扩大,充电安全问题逐渐显现。据不完全统计,全国每年因电动自行车引发的火灾事故高达数千起,其中约80%的事故发生在充电期间,严重威胁着人们的生命财产安全[1]。

为此,政府和相关部门已经出台了一系列严格的停放和充电规范,以期减少相关安全事故的发生。然而,电动自行车违规入户充电行为具有时间随机性以及空间隐蔽性,使得依靠传统人力巡查的监控方式面临着效率低下和漏检率高的问题,而人工智能摄像头识别等技术又存在设备安装维护成本高、难以覆盖私拉电线及电池入户等场景的局限[2]。随着智能电网技术的迅猛发展,基于非侵入式负荷监测(Non-intrusive Load Monitoring, NILM)技术的电动自行车充电识别方法,为提升充电安全管理的效率和精度提供了新的解决方案[3]。

目前,非侵入式负荷监测技术主要针对居民用户中的一些常见家用电器,聚焦于电动自行车一类异常用电器的辨识方法研究还很少。针对电动自行车充电负荷监测方法的研究主要集中在特征选择和负荷识别两个方面。在特征选择方面,文献[4]利用电动自行车恒压充电阶段的有功功率和无功功率局部特征,计算 Savitzky-Go-lay 滤波后差分信号与模板的距离,可以准确快速地实现电动自行车的在线识别。该算法可以在数据标签未知的情况下实现负荷识别,但是对于电池种类和数据质量的要求比较高,在实际应用层面仍然需要进一步研究。文献[5]提出一种基于全局特征的非侵入式电动自行车充电负荷检测方法,利用电动自行车在恒压阶段呈现的功率幅值连续下降且下降持续时间长的全局特征,通过分段线性表示方法和启发式规则实现电动自行车充电负荷的检测。但是该方法采用的数据窗口为48小时,不具备在线快速性。文献[6]将 V-I 轨迹特征扩展为 V- $\Delta$ I 轨迹,结合功率量和谐波特征形成混合特征位图来补偿 V- $\Delta$ I 轨迹像素化引起的高谐波特征损失,通过 DeiT 模型实现电动自行车负荷识别。该方法在没有其他电器干扰情况下识别准确率高,但是在多种用电器叠加条件下识别精度则会明显降低,因此在居民家庭用电大多数为混合负荷的情况下,该方法的实用性还存在一些疑问。

在识别算法方面,文献[7]提出一种基于特征选择与单分类支持向量机增量学习算法的电动自行车充电负荷识别方法,通过选择辨识准确性最高的特征实现负荷辨识。但该算法要求训练集与测试集中异常

负荷和家电样本所占比例一致, 与实际中的家庭用电情况不符。文献[8]提出一种基于 YOLOv5 并引入 CBAM 注意力机制的图像识别方法, 虽能提高电梯内电动自行车的检测精度, 实现对电动自行车入楼行为的管控, 但该方法在移动终端上检测速度较慢, 辨识结果依赖大量训练样本, 且仅适用于电梯内这一单一实验场景, 泛用性不强, 无法应对“飞线充电”或电动自行车电池入户充电的违规场景。文献[9]提出一种基于 LSS-DTW 的改进时间序列模板匹配模型, 建立了多个典型的充电电流模板, 利用 LSS 减轻了由于 DTW 过度扭曲而导致的模板和电流曲线之间的过度相似, 有效提高了电动自行车充电异常负荷的检测精度。但是该方法仅针对于从充电桩收集的数据, 识别电动自行车正常和异常充电过程, 无法从多种用电器混合的家庭用电情况中识别出电动自行车。文献[10]提出基于迁移学习与多特征融合编码的非侵入式电动自行车入户充电监测方法, 通过改进复合滑动窗事件检测、V-I 轨迹加权颜色编码及 ResNet50d 迁移学习模型, 实现了高准确率的负荷辨识, 但复杂的特征选择、参数估计和迁移学习增加了计算需求, 算法复杂度较大, 对监测终端的算力和存储资源要求严苛, 部署成本较高。

针对当前电动自行车一类负荷的辨识方法研究较少且算法的负荷特征单一、算法复杂度较大、算法普适性和实用性较低等问题, 本文提出了一种基于数据分离和特征匹配的两阶段非侵入式负荷识别方法。首先建立负荷稳态电流波形库, 并根据特征量化方法计算相应负荷特征值, 确定稳态负荷特征范围。接着进行第一阶段, 结合累计和算法和复合滑动窗进行事件检测, 基于负荷叠加与分离原理, 从总线聚合信号中分离出新投切负荷的稳态电流。然后进行第二阶段, 第一步将测试样本与稳态电流波形库中的负荷稳态波形相比较, 利用皮尔逊相关系数法计算出相似度, 实现对电动自行车充电负荷的粗识别; 第二步针对电流波形相似而无法识别的情况, 计算测试样本的电流幅值特征、功率特征、U-I 轨迹特征和谐波特征四种稳态负荷特征值, 与电动自行车的特征范围比较, 实现负荷精细化识别。最后, 本文基于实际采样数据对于文中所提方法进行验证, 结果表明该方法能够准确快速地辨识电动自行车的充电行为, 验证了本文方法具有较高的识别准确性和一定的快速性。

## 2. 非侵入检测系统与算法原理

将非侵入式负荷识别的过程分解, 流程图见图 1, 可分解为以下三个部分:

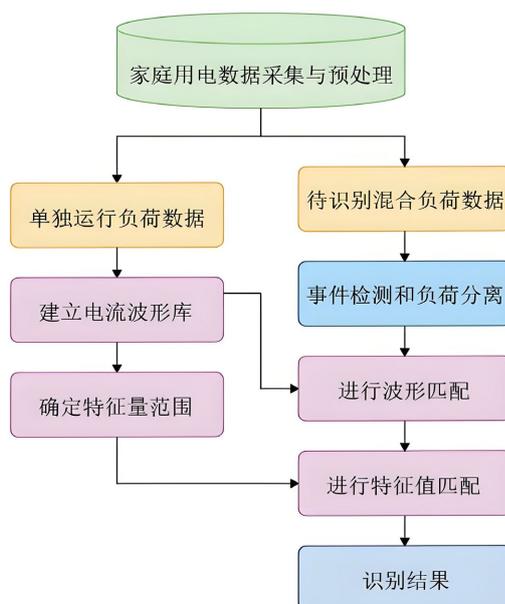


Figure 1. Non-intrusive load identification flowchart  
图 1. 非侵入式负荷识别流程图

1) 数据采集和预处理: 在家庭用户的进线入口安装智能电表, 对负荷的电流进行监测, 将智能电表的电压和电流数据整理为数据样本, 对数据样本进行归一化, 并对序列长度不一的数据进行分段操作。

2) 事件检测和负荷分离: 基于负荷投切前后功率发生变化的原理, 利用复合滑动窗的累积和事件检测算法定位负荷接入时间, 依据负荷电流叠加与分离原理从聚合电流中分离出独立运行一个周期的投切负荷电流。

3) 负荷识别: 本文将负荷识别分为两步, 第一步, 将各类家用负荷单独运行的稳定负荷作为标准电流并建立标准电流库, 通过皮尔逊系数计算分离出的独立负荷电流和标准电流波形的相似度, 实现负荷的初步识别。第二步, 根据特征量化方法从电动自行车单独运行的电压、电流波形中提取电流幅值特征、功率特征、V-I 轨迹特征和谐波特征, 作为电动自行车识别的参考标准。计算分离出的独立投切负荷的 4 种稳态特征, 与电动自行车的标准特征范围对比, 实现负荷的精细识别。

### 3. 基于数据分离和特征匹配的负荷识别

#### 3.1. 事件检测和数据分离

##### 3.1.1. 基于复合滑动窗的累计和事件检测算法

本文设计了一种含有两次检测判断的事件检测算法。第一次检测判断利用累计和算法(cumulative sum, CUSUM)来寻找疑似变点。当有负荷投入时, 功率序列的波动较大, 出现较大幅值的爬升, 通过计算负荷投入时功率的爬升量是否达到设定阈值  $h$ , 判断功率是否发生突变, 以寻找疑似变点。设时间序列  $X = \{x(k), k = 1, 2, 3, \dots\}$ , 假设变点发生的时间点为  $\tau$ , 某采样点定义为:

$$x(k) = \begin{cases} u + A_k, & k < \tau \\ u + D + B_k, & k \geq \tau \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $u$  为时间序列  $X$  的均值,  $A_k$  与  $B_k$  为功率的随机变量,  $D$  为序列均值的变化量。利用非参数化 CUSUM 算法的统计函数  $g$  计算累积偏移量, 其中统计函数  $g$  定义为:

$$\begin{cases} g_0 = 0 \\ g_k = \max(0, g_{k-1} + x_k - u_0 - \beta) \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $g_0$  为初始累积量,  $u_0$  为检测点前的序列均值,  $\beta$  为随机噪声。  $x_k - u_0$  表示当前检测点较序列均值的变化量, 当该变化量大于随机噪声  $\beta$  时,  $x_k - u_0 - \beta$  大于零, 即排除随机噪声的波动影响, 表明序列出现幅值较大的波动, 累积偏移量  $g_k$  正向积累。当累积偏移量  $g_k$  达到设定阈值, 即判断序列出现疑似变点。

为排除将暂态脉冲发生点误判为变点的可能性, 第二次检测判断利用负荷投入前后区段序列均值会出现较大差值的现象, 通过计算先前找出的疑似变点的前后序列均值之差是否达到设定阈值  $S$ , 判断是否真正产生变点。考虑到实际家庭用电时, 功率的噪声波动会相对混乱, 对变点识别的计算过程影响较大, 本文通过对含噪功率进行平滑处理, 降低噪声对事件检测产生的影响。为简化检测过程, 本文引入复合滑动窗口来实现上述方法。基于复合滑动窗的累计和事件检测方法原理可用下图解释。

如图 2 所示, 图中 W1、W2、W3 分别是检测点前序列均值计算窗口、偏移量累积计算窗口、变点后序列均值计算窗口。其中每个窗口的长度为  $Nd$ , W1 负责计算检测点前序列均值, W2 负责第一次事件检测判断, W3 负责计算检测点后序列均值并进行第二次事件检测判断。其中, 事件检测过程中可能出现的情况可归类为以下三种。

当序列未出现暂态脉冲或负荷投入的情况时, 如图 2 一般情况发生点 a, W2 (标红窗口)中计算的

累积偏移量  $g_k$  小于阈值  $h$ , 第一次检测判断为没有疑似变点, 因此不会进入第二次检测判断, 即 W3 中的阈值比较环节不会发生, 事件检测结果为无变点出现, 判断为无负荷投入, 所有窗口向后移动  $Nd$  个长度。

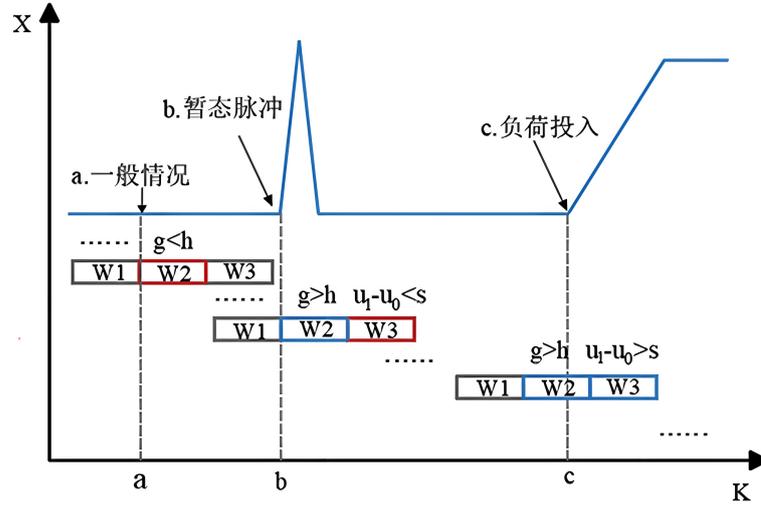


Figure 2. Schematic diagram of cumulative and change point detection method based on composite sliding window

图 2. 基于复合滑动窗的累计和事件检测方法原理图

当序列出现暂态脉冲时, 如图 2 所标暂态脉冲发生点  $b$ , W2 窗口中计算的累积偏移量  $g_k$  大于阈值  $h$  (图中 W2 标蓝窗口), 第一次事件检测判断将暂态脉冲的发生点判断疑似变点, 进入第二次事件检测判断。第二次事件检测判断中, 疑似变点前后序列均值之差小于阈值  $S$  (图中 W3 标红窗口), 进而该暂态脉冲发生点被判断为非变点, 即被判定为无负荷投入, 窗口继续向后移动  $Nd$  个长度。

当有事件被投入时, 如图 2 负荷投入发生点  $c$  所示, W2 窗口偏移量累积  $g_k$  大于阈值  $h$  (如图 2 中 W2 标蓝窗口), 第一次检测判断为疑似变点。W3 窗口计算前后序列均值之差大于阈值  $S$  (如图 2 中 W3 标蓝窗口), 第二次检测进一步判断该检测点为变点, 此时判断为负荷投入。窗口向后移动  $2Nd$  个长度, 继续下一变点的检测。

其中, 滑动窗口长度  $Nd$  选取需结合居民用电负荷特性、采样系统参数及事件检测的精度与实时性要求, 以周期的整数倍为基础原则, 若  $Nd$  过小, 窗口易受随机噪声、测量误差的干扰, 导致事件检测的抗干扰性大幅下降和增加算法的循环迭代次数; 若  $Nd$  过大, 会增加事件检测的时间延迟, 无法满足在线快速识别的需求且导致变点定位精度降低。具体实验分析见 4.2。

两次检测使用的阈值均使用自适应设定策略。第一次检测阶段考虑到负荷投切后有功功率的渐进爬升特性, 阈值  $h$  的定义如下:

$$h = \lambda_1 (\Delta_{\min} - \beta) Nd \tag{3}$$

式中,  $\lambda_1 \in (0, 0.5]$  为爬升速率修正系数, 由 W2 窗口内功率序列的斜率估计值动态更新(功率爬升速率越高,  $\lambda_1$  取值越趋近于 0.5, 以适配快速爬升过程);  $\Delta_{\min}$  为算法需覆盖的最小负荷投切有功功率(本文取电动自行车充电负荷的最小投切功率, 由实测数据统计得到)。

第二次检测阶段的阈值  $S$  用于区分暂态脉冲与真实负荷投切, 其定义如下:

$$S = \lambda_2 \Delta_{\min} \tag{4}$$

式中,  $\lambda_2 \in (0, 1)$  为稳态波动系数, 由 W3 窗口内功率序列的稳态波动幅值动态调整(波动幅值越大,  $\lambda_2$  取

值越趋近于 1, 以避免将稳态波动误判为变点)。

### 3.1.2. 负荷电流分离

居民入户总线处的电流信号等于家庭中所有正在运行的用电器电流信号的累加值加上干扰噪声, 其中各个用电器之间是彼此独立的, 用电器的运行状态不会相互影响。家庭用电电压比较稳定, 而总线聚合电流在用电负荷投切时变化明显。

根据居民实际用电习惯, 只有单个用电设备运行的情况很少出现, 大多数情况为多个用电设备混合运行, 所得到的负荷电流为未知的混合负荷波形, 若不分离出单个负荷的电流波形, 则难以识别。由电流叠加原理, 当有新的用电设备投入时, 当前总线电流可由上个时刻的总线电流与新投切的负荷电流叠加而成:

$$I''(t) = I'(t) + I_k(t) \quad (5)$$

式中,  $I''(t)$  为目前时刻即变点后的总线电流;  $I'(t)$  为上一时刻即变点前的总线电流;  $I_k(t)$  为新投入负荷  $k$  单独运行时的稳态电流, 即分离出的目标电流。

对同一个负荷的稳态电流进行多次测量, 由于开始测量时的波形相位不同, 相位角会产生相应的变化, 造成波形在时间轴上的移动。为了从总线聚合电流中提取出独立运行的负荷电流, 必须满足电流叠加性, 保证每次测量稳态电流的基波相位角保持不变。电压的起始相位决定了稳态电流的基波相位角, 因此在同一起始相位的电压下采集稳态电流即可。本文采用最便捷的方法, 从电压过零点并上升的时刻提取负荷电流。该点电压应满足:

$$u(j-1) < u(j) < u(j+1) \quad (6)$$

$$|u(j)| < |u(j-1)| \quad (7)$$

$$|u(j-1)| < |u(j+1)| \quad (8)$$

式中,  $u(j)$  为电压信号第  $j$  个采样点。

图 3 为电流信号分离示意图,  $K$  点代表检测到的负荷投切点,  $p'$  和  $p''$  代表电压过零点。选取  $\lambda$  个周期的连续电流波形并提取平均电流  $I(t)$ , 可以确保稳态电流的准确性。通过比较变点前后总线电流  $I'(t)$  和  $I''(t)$ , 即可得到新投入用电器  $k$  的稳态电流  $I_k(t)$ 。

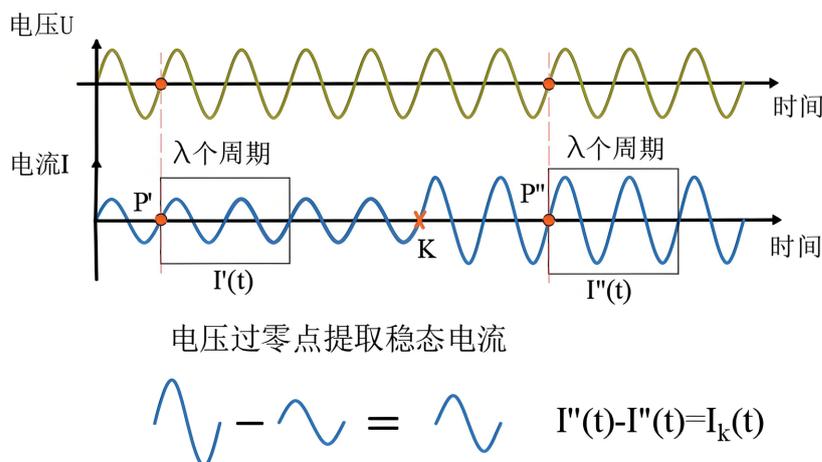


Figure 3. Load separation and extraction process

图 3. 负荷分离与提取过程

在实际家庭用电环境下采集到的数据, 总会受到噪声的影响, 导致数据有毛刺。为减少量测噪声的影响, 对实测数据进行平滑处理。平滑处理的方法有很多, 如移动平均法和线性回归法等, 为了不是一般性, 本文采用滑动平均值滤波算法。滑动窗口大小的选择需经过试验, 若窗口太小则无法滤除较小的杂波, 滤波效果不好; 若窗口太大则会滤除原始信号的特征, 导致信号出现失真, 并且窗口越大, 失真越严重。本文选择的滑动窗口大小为 5, 能够达到滤除一定杂波并尽量保持原始波形特征的效果。

## 3.2. 负荷识别

### 3.2.1. 负荷稳态电流的波形匹配

在进行负荷分解和辨识之前, 需要对单个家用负荷单独运行的情况进行监测, 采集一个周期的电流稳态波形进行存储, 建立负荷稳态电流波形库。为了在接入不同电动自行车时都能够识别, 本文所建立的负荷波形库的负荷包含了多种型号的电动自行车。通过比较波形库与提取出的稳态电流波形得到皮尔逊相关系数, 实现初步负荷识别。

皮尔逊相关系数法是一种衡量变量之间线性相关程度的统计方法, 按积差方法计算, 以两组数据与各自平均值的离差为基础, 通过两个离差相乘来反应两变量之间的相关程度, 变化范围为-1 到 1。本文通过计算新投入负荷的电流波形数组与负荷标准波形库中数组的皮尔逊相关系数, 来判断该投入负荷的类型。设两个变量分别为  $X$  和  $Y$ , 其中  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ ,  $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ 。

则变量  $X$  和  $Y$  之间的皮尔逊相关系数定义为两个变量之间的协方差和标准差的商, 皮尔逊相关系数的计算公式如下:

$$r = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{Var}(X)}\sqrt{\text{Var}(Y)}} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_X)(x_i - \mu_Y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_X)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \mu_Y)^2}} \quad (9)$$

其中,  $\text{Var}(X)$  和  $\text{Var}(Y)$  分别代表变量  $X$  和  $Y$  的方差,  $\text{Cov}(X, Y)$  是总体的协方差,  $\mu_X$  为变量  $X$  的平均值,  $\mu_Y$  为变量  $Y$  的平均值。皮尔逊系数的绝对值小于或等于 1,  $r$  的绝对值越大, 变量  $X$  和  $Y$  之间的相关性越强, 两个电流波形越相似; 反之  $r$  的绝对值越小时, 变量  $X$  和  $Y$  之间的相关性越弱, 两个电流波形的相似度越低。

通过将一个电流波形  $X$  反转并在另一个电流波形  $Y$  上滑动, 每次滑动将两个波形对应的点相乘并乘积求和得到一个数值, 直到反转的波形滑动过整个未反转的波形, 可以得到关于两电流波形之间时间延迟和相位之差的函数, 即互相关函数。互相关函数反映了两波形序列在不同时间延迟下的相似程度, 当两个信号完全一致时, 互相关值会达到最大。找到互相关值最大的位置, 改变两个电流波形之间的相位之差, 可以得出两个序列的最佳匹配, 从而使得它们之间的皮尔逊相关系数最接近于 1。

在负荷识别过程中使用互相关函数和皮尔逊相关系数法的主要依据, 是为了在从电流聚合信号中提取新投入电器的稳态电流波形特征时, 尽量减小由于电流波形的峰值、相位等偏差带来的影响。所处理的稳态电流仍会有偏差, 是因为尽管在分离稳态电流波形时需要满足 3.1.2 中所要求的电压过零点条件来避免偏差, 但处理的电流是离散化数据, 并不是连续的数据, 波形提取会导致相位上的偏差。

在电压过零点并上升的位置, 采集负荷  $k$  投切前后的电流稳态波形。求得平均值并平滑处理后, 比较投切前后的电流波形, 得到一个周期的新投入负荷的稳态电流  $I_k$ 。将  $I_k$  与稳态电流波形库中的模板  $I_{\text{model}}$  进行对比, 计算出最大的皮尔逊相关系数。若计算出的数值大于某一阈值, 则可以初步判断新投入的负荷为对应模板中的家用负荷。

### 3.2.2. 负荷稳态电流的特征识别

电动自行车与其他家用电器由于结构、运行原理、工作模式等的不同, 负荷特征存在差别。基于电流稳态波形引入新的负荷特征, 利用复合特征匹配可以提高电动自行车辨识的准确性。

1) 电流幅值特征: 本文选取电流幅值作为负荷识别的基础特征。

2) 功率特征: 本文结合瞬时功率和平均功率, 将最大瞬时功率与平均功率之比作为识别的参考特征, 计算方式如下:

$$P = \frac{1}{N} \sum_{k=(n-1)N+1}^{nN} u_{ik} \quad (10)$$

$$P_{\max} = \max_{k=(n-1)N+1}^{nN} u_{ik} \quad (11)$$

式中,  $P$  为平均功率,  $P_{\max}$  为最大瞬时功率,  $n$  为序列索引,  $N = fs/50$ , 是一个周期的采样点数,  $fs$  是采样频率,  $u_k$ 、 $i_k$  为电压电流采样序列。

3) V-I 轨迹特征: 为避免不同负荷电压、电流幅度差异对 V-I 轨迹大小的影响, 将一个周期的电压、电流数据做归一化处理, 分别作为横坐标与纵坐标进行曲线绘制, 可得到电压 - 电流(V-I)轨迹。基于 V-I 轨迹的形状特征, 通过皮尔逊相关系数得到中线曲率作为参考特征。

4) 谐波特征: 用电系统中主要由非线性负载引起基波电流畸变产生谐波, 谐波特征可以反映负荷非线性程度。通过快速傅里叶变换, 将采样电流从时域信号转换为频域信号, 即可提取谐波分量, 公式如下:

$$i(t) = i_0 + \sum_{k=1}^{\infty} i_k \cos(k\omega t + \phi_k) \quad (12)$$

式中,  $i_0$  为电流直流分量;  $i_k$  为第  $k$  次谐波电流辅助;  $\omega$  为基波角频率;  $\phi_k$  为第  $k$  次谐波分量初相角。

为反映小功率电器负荷的非线性程度, 本文引入总谐波畸变率作为识别的参考特征。总谐波畸变率是电流所有谐波分量有效值与基波有效值比值的均方根, 公式如下:

$$\text{THD} = \sqrt{\sum_{k=2}^H \left( \frac{I_k}{I_1} \right)^2} \quad (13)$$

式中,  $I_1$  为基波电流有效值;  $I_k$  为电流第  $K$  次谐波分量的有效值;  $H$  为谐波次数的上限值。

通过上述的特征量化方法, 提取分离出的独立投切负荷的特征值, 与电动自行车的特征范围对比, 实现精细化的负荷识别。

## 4. 实验分析

### 4.1. 数据介绍

为验证算法有效性, 本文使用自行搭建的非侵入负荷数据采集系统, 从实际居民生活用电中获得有效的实验数据。

非侵入负荷数据采集系统通过 DDZM1296-Z 型单相智能电表, 采集居民入户端电压和电流数据。固定采样率 6400 Hz, 即周期采样点为 128, 然后对采集的数据导出, 为后续处理提供基础, 以此实现非侵入式负荷数据的采集任务。本文共采集超过 100 小时, 共 178 组中国居民家庭用电负荷数据, 主要包括电动自行车、微波炉、电饭煲、笔记本电脑、空调、电吹风、电水壶、电动汽车等负荷, 可以反映多数情况下, 居民家庭实际用电情况, 见图 4。

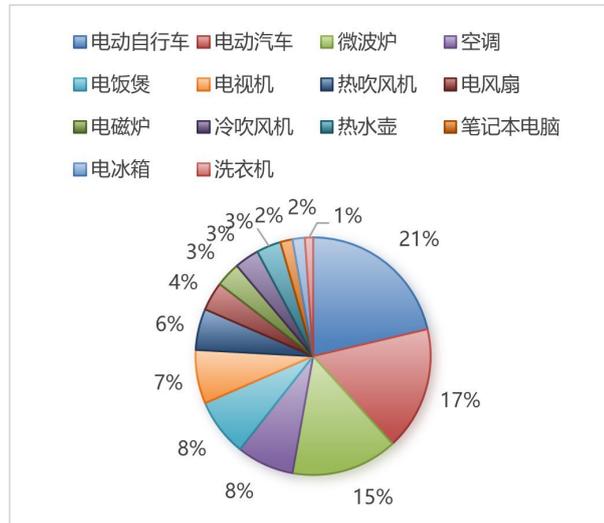


Figure 4. Statistical chart of electric appliances  
图 4. 用电器统计图

数据集中所用电动自行车的详细信息如表 1 所示。

Table 1. Information of electric bicycles  
表 1. 电动自行车信息

数量	充电器型号	电池类型	功率范围/W
电动自行车 1	48 V	锂电池	68~109.2
电动自行车 2	48 V	锂电池	120~163.8
电动自行车 3	48 V/20 Ah	铅酸电池	144~180.3

负荷电流波形直观反映了不同类型用电器之间的差异，图 5 为典型电动自行车充电负荷与其他用电设备正常工作时的稳态电流波形对比。

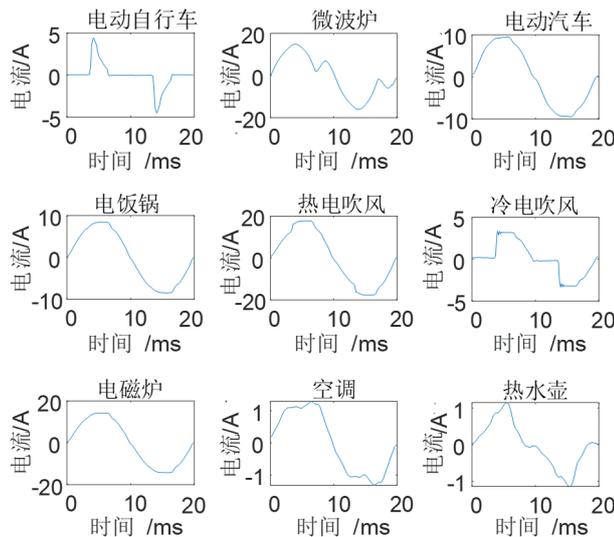
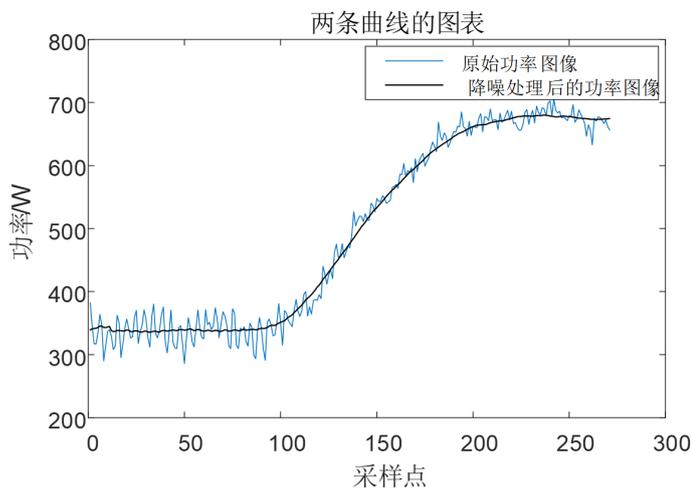


Figure 5. Current waveform comparison between electric bicycles and other electrical appliances  
图 5. 电动自行车与其他用电器电流波形图对比

## 4.2. 算例分析

以识别电动自行车负荷为例, 对本文所用识别方法作具体分析。首先进行数据预处理, 利用平台采集的电压电流数据得到负荷的有功功率图像。经平滑处理前后的有功功率图像对比如图 6 所示。可以看出, 电动自行车的负荷在采样点 100 左右加入, 有功功率在其接入后迅速爬升。



**Figure 6.** Comparison of active power load images before and after noise reduction processing

**图 6.** 去噪处理前后负荷有功功率图像对比图

在阶段一, 通过基于复合滑动窗的累计和事件检测算法, 电动自行车负荷接入后, 累计和统计量迅速增大达到阈值  $h$ , 接入点前后序列均值之差达到阈值  $S$ , 得出采样点 109 处为变点的结果。由于本文所用的两阶段负荷识别方法对识别的兼容范围为变点前后 100 个采样点, 上述得出的变点与实际偏差仅为 9%, 精度足够用以进行后续负荷识别步骤。

在实验分析中, 我们验证了不同  $Nd$  对负荷识别性能的影响, 为验证  $Nd$  取值的合理性, 本文以准确率、变点定位误差、检测耗时、运算量为评价指标, 对  $Nd$  取 10 个周期、30 个周期、50 个周期、70 个周期进行多组对比实验, 实验数据集为 178 组居民家庭实际用电负荷数据(含电动自行车及其他家用电器投切), 结果见表 2。

**Table 2.** Comparison of event detection performance under different sliding window lengths

**表 2.** 不同滑动窗口长度下事件检测性能对比表

滑动窗口长度 周期	事件检测准确率 /%	变点定位相对误差 /%	单组数据总运算量 /GFLOPs	单组数据平均检测耗时 /ms
10	85.96	12	35	175
30	93.82	10.2	36.7	183.5
50	99.44	9	41	205
70	98.88	8.6	70	300

综合分析表 2 可知, 当  $Nd$  过小时, 算法反应速度快但会检测到多个相似变点导致准确率下降; 随着  $Nd$  的增大, 单组数据的计算量和检测时长也逐步增加。当  $Nd = 50$  时, 事件检测准确率最高, 同时计算量和检测时长也保持在合理范围内, 因此本文选取  $Nd = 50$  个周期作为滑动窗口长度, 以确保负荷识别

的高精度与较好的实时性。

在检测到负荷加入后, 识别进入阶段二。利用本文 3.2 节所述的稳态电流波形提取方法, 在经阶段一找到的变点处做电流分离。分离过程中得到采样点前后  $m$  秒的单位采样周期的电流波形如图 7(a)、图 7(b) 所示, 其中  $m$  的值设为 3。利用变点  $m$  秒后的单位采样周期电流波形减去变点  $m$  秒前的单位采样周期电流波形, 得出变点处加入的负荷稳态电流波形如图 7(c) 所示。通过皮尔逊相似度的计算方法, 将得到的负荷稳态电流波形与波形库中的稳态电流波形(图 7(d) 所示)做相似度对比, 初步识别新加入负荷为电动自行车。

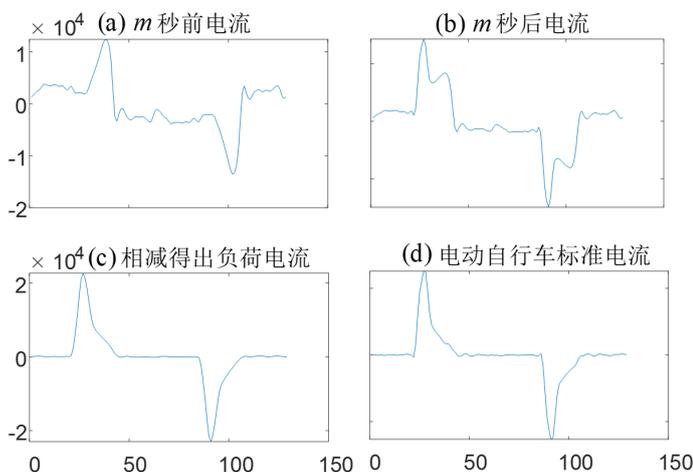


Figure 7. Current separation results at switching points  
图 7. 变点处电流分离结果

由于存在其他负荷与电动自行车具有相似稳态电流波形的情况, 为确认新加入负荷是否为电动自行车, 本文利用特征值匹配进行进一步判断。通过计算新加入负荷的各项特征值, 其中包括电流幅值、功率特征值、谐波特征值和 V-I 轨迹的中线曲率特征值, 将计算得到的各项特征值与特征库中的电动自行车的各项特征值作比较, 判断其是否处于特征阈值内。经比较, 新加入负荷的各项特征值均处于电动自行车的特征阈值内, 识别进一步确定新加入负荷为电动自行车。结合电流波形匹配结果和特征值匹配结果, 最终识别新加负荷为电动自行车。

### 4.3. 结果和对比分析

为验证所用方法能够有效将电动自行车与其他易混淆用电负荷区分开以及其识别的有效性和准确性, 本文利用搭建的非侵入式负荷数据采集平台, 从实际居民生活用电中采集到 178 组负荷数据, 利用本文所提方法对其进行负荷识别。本次实验采集的这些数据中除电动自行车的接入, 还包含多种其他常见家用电器的接入, 保证了识别环境的合理性和随机性。经实验统计, 178 组数据中共计识别 179 次, 其中识别成功次数为 178 次, 出现一次误判, 识别正确率达 99.44%。

文献[11]中通过电流叠加原理, 分析稳态电流波形建立模板库, 利用 DTW 算法分析对比测试样本波形和模板库波形, 从而识别用电负荷。使用相同的实验数据集, 利用文献[11]提到的方法进行负荷识别。经统计, 利用文献[11]提到的方法, 178 组数据共计识别 195 次, 识别成功次数为 178, 误判次数为 17 次, 识别正确率为 91.28%。

从实验的识别结果可知, 本文所用方法的识别正确率 99.44% 高于文献[11]的识别正确率 91.28%。这是因为本文所用两阶段负荷识别方法相较于文献[11]中使用负荷电流波形作为判断依据的方法, 在对比

电流波形的基础上, 加入了多种负荷特征作为进一步的判断依据, 有效减少了因电流波形相似而导致的误判次数, 从而提高识别正确率。由此, 仅通过对比负荷电流波形去进行负荷识别不能够做到完全区分易混淆负荷, 而本文进一步加入了多种特征值作为判断依据, 通过对比不同的特征值做到易混淆负荷的有效区分, 验证了本文所用识别方法更具一定的优越性。

为进一步验证本文方法在计算复杂度与识别精度之间的权衡优势, 本文引入了基于支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 方法的负荷识别实验进行对比。SVM 作为一种常用的机器学习方法, 能够有效进行模式分类, 且具有较强的泛化能力和较低的计算复杂度。在实验中, 以本文 3.2.2 节提取的 4 类复合特征为输入向量, 构建二分类模型 (电动自行车为正样本, 其他负荷为负样本), 采用径向基核函数 (RBF) 优化高维空间映射, 通过 5 折交叉验证确定最优参数 (惩罚参数  $C = 10$ 、核函数参数  $\gamma = 0.1$ )。实验结果如表 3 所示。

**Table 3.** Comparison of performance of different recognition methods

**表 3.** 不同识别方法性能对比表

方法	识别准确率/%	单组数据总运算量/GFLOPs	单组数据平均检测耗时/ms
本文方法	99.44	41	205
SVM 算法	97.75	58	280
DTW 算法[11]	91.28	45	230

通过对比实验结果可以看出, 本文方法在准确率、计算复杂度和检测时长上均表现优秀, 能够在多种负荷情况下保持较高的精度, 并且满足实时性要求。相比之下, SVM 方法和 DTW 方法虽然各有优点, 但在负荷监测中存在一定局限性, 因此, 本文方法在实际应用中具有更高的优势。

## 5. 结论

本文在非侵入式负荷识别模式下, 研究了一种基于稳态电流波形和特征值匹配的两阶段电动自行车负荷识别算法。该算法通过稳态电流波形相似度比对与用电负荷特征值匹配两次对比, 从而达到辨识目的。该算法能够实现从复合电流波形中分离出单个运行负荷的电流波形, 并且计算特征值, 实验负荷辨识。本文实验利用采集到的居民家庭实际用电数据进行计算, 证明该方法能够分离提取单一负荷波形、计算负荷特征值, 能够有效的进行负荷识别。且运行时间短, 对硬件要求低, 可以移植到多种单片机系统中使用。但是本文方法仍存在不足: 1) 未针对大功率电源适配器等相似负荷开展系统混淆测试, 方法在高相似性负荷场景下的识别鲁棒性有待验证; 2) 未充分评估变频家电运行背景下的识别性能, 复杂动态用电场景下的泛化能力仍需提升。未来将扩展相似负荷数据集, 并优化抗干扰策略, 以提升方法在复杂家庭用电环境下的工程适用性。

## 参考文献

- [1] 廖聪, 郭伦, 蔡恒, 陈跃毅, 田原. 城市电动自行车违规充电隐患的空间分布及其影响因素[J]. 北京大学学报 (自然科学版), 2021, 57(4): 671-678.
- [2] 李想, 刘宇航, 张琪, 武昕. 小波检测和特征图谱决策的非侵入电动自行车充电实时监测系统[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(19): 177-186.
- [3] Liu, Y., Xu, Q., Yang, Y. and Zhang, W. (2023) Detection of Electric Bicycle Indoor Charging for Electrical Safety: A NILM Approach. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 14, 3862-3875. <https://doi.org/10.1109/tsg.2023.3245636>
- [4] 栾文鹏, 马纯伟, 赵博超, 刘子帅, 李旭昊, 刘博. 非侵入式电动自行车充电负荷在线识别[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(10): 1-7+14.

- [5] Ma, C., Zhao, B., Luan, W. and Liu, B. (2021) An Unsupervised Non-Intrusive Electric Bicycle Charging Detection Method. 2021 6th Asia Conference on Power and Electrical Engineering (ACPEE), Chongqing, 8-11 April 2021, 335-339. <https://doi.org/10.1109/acpee51499.2021.9437030>
- [6] Huang, Q., Fang, K., Ding, Z., Cheng, H., Huang, Y., Geng, L., et al. (2022) A Non-Intrusive Residential Electric Bicycle Load Monitoring Method Based on Hybrid Feature Bitmap and Deit. *Frontiers in Energy Research*, **10**, Article ID: 896398. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2022.896398>
- [7] Shi, Y., Xu, Q. and Zheng, J. (2021) Non-Intrusive Charging Identification Method for Electric Bicycles Based on Feature Selection and Incremental Learning. *Automation of Electric Power Systems*, **45**, 87-94.
- [8] Zhao, Z., Li, S., Wu, C. and Wei, X. (2023) Research on the Rapid Recognition Method of Electric Bicycles in Elevators Based on Machine Vision. *Sustainability*, **15**, Article No. 13550. <https://doi.org/10.3390/su151813550>
- [9] Shuai, C., Sun, Y., Zhang, X., Yang, F., Ouyang, X. and Chen, Z. (2023) Intelligent Diagnosis of Abnormal Charging for Electric Bicycles Based on Improved Dynamic Time Warping. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, **70**, 7280-7289. <https://doi.org/10.1109/tie.2022.3206702>
- [10] 张搏赢, 李想, 闫晶晶, 武昕, 刘林, 黄昱. 基于迁移学习与多特征融合编码的电动自行车入户充电非侵入式监测方法[J]. 电网技术, 2025, 1-12.
- [11] 祁兵, 董超, 武昕, 崔高颖. 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.