



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110991818 B

(45) 授权公告日 2020.12.18

(21) 申请号 201911115166.7

(22) 申请日 2019.11.14

(65) 同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 110991818 A

(43) 申请公布日 2020.04.10

(73) 专利权人 广西电网有限责任公司电力科学  
研究院

地址 530023 广西壮族自治区南宁市民主  
路6-2号

(72) 发明人 蒋雯倩 杨舟 李刚 韦杏秋  
梁捷 李金瑾 陈珏羽 林秀清

(74) 专利代理机构 南宁东智知识产权代理事务  
所(特殊普通合伙) 45117  
代理人 巢雄辉 裴康明

(51) Int.Cl.

G06Q 10/06 (2012.01)

G06Q 50/06 (2012.01)

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

G06K 9/62 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 106096726 A, 2016.11.09

CN 108616120 A, 2018.10.02

US 2012/0290230 A1, 2012.11.15

审查员 杨栋

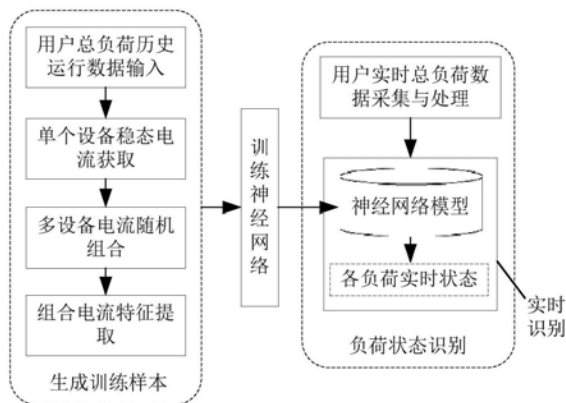
权利要求书2页 说明书8页 附图4页

(54) 发明名称

一种融合事件检测和神经网络的负荷识别方法

(57) 摘要

本发明公开了一种融合事件检测和神经网络的负荷识别方法,涉及负荷识别技术领域,通过获取用户总负荷历史运行数据,并进行标记时间;对标记后的数据中的有功功率进行事件检测,获取每个用电设备各工作状态的稳态电流波形;将得到稳态电流波形和无电器运行区段电流波形进行随机组合,得到多设备电流随机组合;从多设备电流随机组合中提取组合电流特征作为训练样本,通过训练过的神经网络模型输出各个设备的状态。本发明通过将事件法和神经网络模式识别方法相融合,既不需要提前量测用户每个用电设备的用电数据,又节省了大量的人工标记成本,只需要标记短时间用电信息即可为神经网络模型的训练提供大量的样本,且能保证数据的准确性。



1. 一种融合事件检测和神经网络的负荷识别方法,其特征在于:包括以下步骤:

S1、获取用户总负荷历史运行数据,并根据设备的状态在用户总负荷历史运行数据上标记时间;

S2、对所述S1标记后的用户总负荷历史运行数据中的有功功率进行事件检测,确定用电设备的暂态和稳态运行区段,通过相邻稳态运行区段的稳态电流之间的矢量差获取每个用电设备各工作状态的稳态电流波形;

所述S2包括以下步骤:

S21、对S1标记的用户总负荷历史运行数据中的有功功率进行事件检测,将用户有标记历史数据划分为交替分布的暂态区段和稳态区段;事件检测方法的采用变点检测的方法:

将用户有标记历史数据的有功功率通过式(1)表示,P为有功功率序列,对P进行逐点检测;

$$P=[P_1,P_2,P_3,\dots,P_i,\dots,P_m] \quad (1)$$

式(1)中, $P_i$ 表示第*i*个时刻点的总负荷有功功率值, $m$ 表示用户总负荷历史运行数据的时间总长度;

$$\Delta P_i=|P_{i+1}-P_i| \quad (2)$$

当式(2)所示的某一时刻点有功功率值与后一时刻点的有功功率值的差值的绝对值大于一定的阈值时 $\Delta P_{th}$ ,则该时刻点视为变点,当非变点连续出现的次数超过一定的阈值 $t_{th}$ 时,包含非变点的区段视为稳态区段,剩余区段为事件暂态区段;

S22、在每个设备启动前后的稳态区段选取一定时间长度的电压、电流进行电压、电流模拟信号重构,得到重构的电压、电流模拟信号;

一定时间长度的电压、电流如式(3)所示:

$$\begin{cases} V=[V_1,V_2,V_3,\dots,V_i,\dots,V_n] \\ I=[I_1,I_2,I_3,\dots,I_i,\dots,I_n] \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中, $V_i,I_i$ 是选中的时间段中第*i*个采样点处电压和电流的瞬时值, $n$ 表示稳态区段中选中的该时间段所包含的采样点总数;

采用三次样条插值函数 $V(t),I(t)$ 对式(3)拟合,且 $V(t),I(t)$ 是定义在区间 $[1,n]$ 上的函数,满足三次样条插值函数的限制条件;

S23、选择电压信号过零点作为选取的电流波形起点,即满足式(5)的限制条件;从S22重构的电压模拟信号中第一个满足式(5)的过零点 $t_{10}$ 开始,第四个满足式(5)的过零点 $t_{40}$ 停止,对应时标下的电流模拟信号波形作为稳态电流波形;

$$\begin{cases} V(t)=0 \\ V(t-0)<0 \end{cases} \quad (5)$$

S24、根据步骤S23获得的稳态电流波形,将事件启动后稳态区段的稳态电流波形与事件启动前的稳态电流波形进行相减,得到单个设备的稳态电流波形差量;

所述S24前需要对所述电流模拟信号波形进行式(6)所示的时间长度伸缩,至此完成稳态电流波形获取;

$$I_{tr}(t) = I \left( \frac{f_0 \cdot (t_{40} - t_{10})}{3f_s} t \right), \quad t \in [t_{10}, t_{40}] \quad (6)$$

式(6)中,  $I_{tr}(t)$ 表示进行时间长度伸缩后的电流模拟信号表达式,  $f_0$ 表示电压标准频率50Hz,  $f_s$ 表示电压、电流采样频率;

S25、重复S21-S24能够获得到所有用电设备各工作状态的稳态电流波形;

S3、对S2获得的有标记的设备稳态电流波形和无电器运行区段电流波形进行随机组合,得到多设备电流随机组合;

所述无电器运行区段电流波形是在S1标记的用户历史数据中取一段无电器运行的区段,对所述区段的电压、电流信号通过S22-S23获得背景电流波形;然后将各设备电流与背景电流波形随机组合;

S4、从所述多设备电流随机组合中提取组合电流特征,即对模拟场景的组合电流进行快速傅里叶变换,多次获取谐波电流的幅值和相角;

S5、将S1-S4处理得到的数据作为训练样本,通过训练过的神经网络模型输出各个设备的状态;

S6、对用户实时运行的总负荷数据进行采集,重复S1-S5输出各个设备的状态。

2. 根据权利要求1所述的融合事件检测和神经网络的负荷识别方法,其特征在于:用户总负荷历史运行数据的数据类型包括原始电压波形数据、电流波形数据及有功功率数据。

3. 根据权利要求1所述的融合事件检测和神经网络的负荷识别方法,其特征在于:所述三次样条插值函数的限制条件;

a. 在每个区间  $[i, i+1]$  ( $i=1, 2, \dots, n-1$ ) 上满足三次多项式的形式;

b.  $V(t)$ ,  $I(t)$  在区间  $[1, n]$  上二阶连续可导,即满足式(4):

$$\begin{cases} V^{(k)}(i-0) = V^{(k)}(i+0) \\ I^{(k)}(i-0) = I^{(k)}(i+0) \end{cases} \quad k = 0, 1, 2 \quad (4)$$

式(4)中k代表求导的阶数。

4. 根据权利要求1所述的融合事件检测和神经网络的负荷识别方法,其特征在于: $f_s$ 为3200Hz。

5. 根据权利要求1所述的融合事件检测和神经网络的负荷识别方法,其特征在于:所述S4中,获取前5次谐波电流的幅值和相角。

6. 根据权利要求1所述的融合事件检测和神经网络的负荷识别方法,其特征在于:所述神经网络模型为RBF神经网络。

## 一种融合事件检测和神经网络的负荷识别方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于负荷识别技术领域,尤其涉及一种融合事件检测和神经网络的负荷识别方法。

### 背景技术

[0002] 作为智能电网领域一个重要的研究方向,电力负荷用电细节监测研究具有较强的经济和社会意义,它为提升电力公司与用户交互深度、实现需求侧响应等应用提供了技术支持和信息保障。而实现电力负荷用电细节监测的技术手段可分为侵入式和非侵入式两种。非侵入式的方式,无需侵入用户内部为每个设备安装传感器,只基于对在电源的入口处测量得到的负荷用电总量数据的详细分析,就可获取总负荷中投切的各个用电设备的耗电信息。凭借其成本低、扩展性强、便于维护、易于被用户接受等优点,非侵入式的方法已成为实现电力负荷用电细节监测的主流技术手段。

[0003] 非侵入式电力负荷监测具体是基于负荷用电总量数据完成负荷识别,即可处理为模式识别问题,因此许多研究应用模式识别领域普遍利用的神经网络等人工智能算法解决该问题。神经网络模型具有强大的非线性拟合能力,在负荷识别领域具有许多其他算法无法比拟的优势,但是仍存在以下困难和挑战:

[0004] (1) 为建立神经网络模型,常常需要大量有标记样本数据进行训练学习。有的研究需要采集单个设备的运行数据,但是实际应用中,不可能事先单独量测用户所有用电设备,即使经过用户许可,也有相当一部分用电设备无法即插式地采集数据;而有的研究只将负荷总量数据作为样本,但是为保证模型的泛化能力,常常要求构建大量有标记样本,需要用户人工标记大量数据作为训练样本,这缺乏现实实施的可能性。

[0005] (2) 针对单个设备训练的神经网络模型,利用其在实际非侵入式负荷识别过程中,常常是通过事件检测来提取单个设备的运行特征。因此当发生事件混叠时,此时负荷识别效果很差。

[0006] 因此,为了解决上述问题,亟需一种能减少人工标记成本,将事件法和神经网络模式识别有机融合的非侵入式负荷识别方法。

### 发明内容

[0007] 本发明的目的在于提供一种融合事件检测和神经网络的负荷识别方法,从而解决了现有采用神经网络训练样本数据进行非侵入式电力负荷监测的负荷识别效果差的缺点。

[0008] 为实现上述目的,本发明提供了一种融合事件检测和神经网络的负荷识别方法,包括以下步骤:

[0009] S1、获取用户总负荷历史运行数据,并根据设备的状态在用户总负荷历史运行数据上标记时间;

[0010] S2、对所述S1标记后的用户总负荷历史运行数据中的有功功率进行事件检测,确定用电设备的暂态和稳态运行区段,通过相邻稳态运行区段的稳态电流之间的矢量差获取

每个用电设备各工作状态的稳态电流波形；

[0011] S3、对S2获得的有标记的设备稳态电流波形和无电器运行区段电流波形进行随机组合,得到多设备电流随机组合；

[0012] S4、从所述多设备电流随机组合中提取组合电流特征,即对模拟场景的组合电流进行快速傅里叶变换,多次获取谐波电流的幅值和相角；

[0013] S5、将S1-S4处理得到的数据作为训练样本,通过训练过的神经网络模型输出各个设备的状态。

[0014] 进一步的,用户总负荷历史运行数据的数据类型包括原始电压波形数据、电流波形数据及有功功率数据。

[0015] 进一步的,所述S2包括以下步骤：

[0016] S21、对S1标记的用户总负荷历史运行数据中的有功功率进行事件检测,将用户有标记历史数据划分为交替分布的暂态区段和稳态区段；事件检测方法的采用变点检测的方法：

[0017] 将用户有标记历史数据的有功功率通过式(1)表示,P为有功功率序列,对P进行逐点检测；

$$[0018] \quad P = [P_1, P_2, P_3, \dots, P_i, \dots, P_m] \quad (1)$$

[0019] 式(1)中, $P_i$ 表示第*i*个时刻点的总负荷有功功率值, $m$ 表示用户总负荷历史运行数据的时间总长度；

$$[0020] \quad \Delta P_i = |P_{i+1} - P_i| \quad (2)$$

[0021] 当式(2)所示的某一时刻点有功功率值与后一时刻点的有功功率值的差值的绝对值大于一定的阈值时 $\Delta P_{th}$ ,则该时刻点视为变点,当非变点连续出现的次数超过一定的阈值 $t_{th}$ 时,包含非变点的区段视为稳态区段,剩余区段为事件暂态区段；

[0022] S22、在每个设备启动前后的稳态区段选取一定时间长度的电压、电流进行电压、电流模拟信号重构,得到重构的电压、电流模拟信号；

[0023] 一定时间长度的电压、电流如式(3)所示：

$$[0024] \quad \begin{cases} V = [V_1, V_2, V_3, \dots, V_i, \dots, V_n] \\ I = [I_1, I_2, I_3, \dots, I_i, \dots, I_n] \end{cases} \quad (3)$$

[0025] 式(3)中, $V_i, I_i$ 是选中的时间段中第*i*个采样点处电压和电流的瞬时值, $n$ 表示稳态区段中选中的该时间段所包含的采样点总数；

[0026] 采用三次样条插值函数 $V(t), I(t)$ 对式(3)拟合,且 $V(t), I(t)$ 是定义在区间 $[1, n]$ 上的函数,满足三次样条插值函数的限制条件；

[0027] S23、选择电压信号过零点作为选取的电流波形起点,即满足式(5)的限制条件；从S22重构的电压模拟信号中第一个满足式(5)的过零点 $t_{10}$ 开始,第四个满足式(5)的过零点 $t_{40}$ 停止,对应时标下的电流模拟信号波形作为稳态电流波形；

$$[0028] \quad \begin{cases} V(t) = 0 \\ V(t-0) < 0 \end{cases} \quad (5)$$

[0029] S24、根据步骤S23获得的稳态电流波形,将事件启动后稳态区段的稳态电流波形与事件启动前的稳态电流波形进行相减,得到单个设备的稳态电流波形差量；

[0030] S25、重复S21-S24能够获取到所有用电设备各工作状态的稳态电流波形。

[0031] 进一步的,所述三次样条插值函数的限制条件;

[0032] a.在每个区间 $[i, i+1]$  ( $i=1, 2, \dots, n-1$ ) 上满足三次多项式的形式;

[0033] b.  $V(t), I(t)$  在区间 $[1, n]$  上二阶连续可导,即满足式(4):

$$[0034] \begin{cases} V^{(k)}(i-0) = V^{(k)}(i+0) \\ I^{(k)}(i-0) = I^{(k)}(i+0) \end{cases} \quad k=0,1,2 \quad (4)$$

[0035] 式(4)中 $k$ 代表求导的阶数。

[0036] 进一步的,所述S24前需要对所述电流模拟信号波形进行式(6)所示的时间长度伸缩,至此完成稳态电流波形获取;

$$[0037] I_{tr}(t) = I \left( \frac{f_0 \cdot (t_{40} - t_{10})}{3f_s} t \right), \quad t \in [t_{10}, t_{40}] \quad (6)$$

[0038] 式(6)中,  $I_{tr}(t)$  表示进行时间长度伸缩后的电流模拟信号表达式,  $f_0$  表示电压标准频率50Hz,  $f_s$  表示电压、电流采样频率。

[0039] 进一步的,  $f_s$  为3200Hz。

[0040] 进一步的,所述无电器运行区段电流波形是在S1标记的用户历史数据中取一段无电器运行的区段,对所述区段的电压、电流信号通过S22-S23获得背景电流波形;然后将各设备电流与背景电流波形随机组合。

[0041] 进一步的,所述S4中,获取前5次谐波电流的幅值和相角。

[0042] 进一步的,所述神经网络模型为RBF神经网络。

[0043] 进一步的,还包括S6、对用户实时运行的总负荷数据进行采集,重复S1-S5输出各个设备的状态。

[0044] 与现有的技术相比,本发明具有如下有益效果:本发明所提供的一种融合事件检测和神经网络的负荷识别方法,首先获取用户总负荷历史运行数据,并根据设备的状态在用户总负荷历史运行数据上标记时间;对标记后的用户总负荷历史运行数据中的有功功率进行事件检测,确定用电设备的暂态和稳态运行区段,通过相邻稳态运行区段的稳态电流之间的矢量差获取每个用电设备各工作状态的稳态电流波形;获得的有标记的设备稳态电流波形和无电器运行区段电流波形进行随机组合,得到多设备电流随机组合;从多设备电流随机组合中提取组合电流特征,即对模拟场景的组合电流进行快速傅里叶变换,多次获取谐波电流的幅值和相角;将前面处理得到的数据作为训练样本,通过训练过的神经网络模型输出各个设备的状态。将事件法和神经网络模式识别方法相融合,既不需要提前量测用户每个用电设备的用电数据,又节省了大量的人工标记成本,只需要标记短时间用电信息即可为神经网络模型的训练提供大量的样本,进而为神经网络模式识别方法在非侵入式负荷识别领域的应用提供了推广实施的现实可能性。同时以负荷总量用电信息为识别对象,提高了本发明方法对复杂场景的适应能力。

## 附图说明

[0045] 为了更清楚地说明本发明的技术方案,下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一个实施例,对于本领域普

通技术人员来说,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0046] 图1是本发明一种融合事件检测和神经网络的负荷识别方法的流程图;

[0047] 图2是本发明S2的流程图;

[0048] 图3是本发明实施例中一用户一段时间事件检测的结果示意图;

[0049] 图4是本发明电压数字信号及其样条插值函数曲线图;

[0050] 图5是本发明电流数字信号及其样条插值函数曲线图;

[0051] 图6是本发明两设备组合电流的电流波形图;

[0052] 图7是本发明RBF神经网络模型的示意图。

## 具体实施方式

[0053] 下面结合本发明实施例中的附图,对本发明中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动的前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0054] 如图1所示,本发明所提供的一种融合事件检测和神经网络的负荷识别方法包括以下步骤:

[0055] S1、获取一段时间内的用户总负荷历史运行数据,并根据设备的状态在用户总负荷历史运行数据上标记时间,标记的时间的用户总负荷历史运行数据还包括无电器运行的区段的数据,从而在用户总负荷历史运行数据中能够定位不同电器的运行时刻。用户总负荷历史运行数据的数据类型包括原始电压波形数据、电流波形数据及有功功率数据。具体地,可以获取一天内的用户总负荷历史运行数据。

[0056] 获取用户总负荷历史运行数据时,需要用户在获取数据的这段时间内开启、关闭(保证不同时)家庭中所有用电设备或对该设备执行可能具有的所有状态转换操作,并标记各设备启动及发生状态转换的时刻。

[0057] S2、对S1标记的用户总负荷历史运行数据中的有功功率进行事件检测,确定用电设备的暂态和稳态运行区段,通过相邻稳态运行区段的稳态电流之间的矢量差获取每个用电设备各工作状态的稳态电流波形,从而得到单个设备稳态电流波形。

[0058] 如图2所示,S2包括以下步骤:

[0059] S21、对S1标记的用户总负荷历史运行数据中的有功功率进行事件检测,将用户有标记历史数据划分为交替分布的暂态区段和稳态区段。事件检测方法的采用变点检测的方法:

[0060] 将用户有标记历史数据的有功功率通过式(1)表示,P为有功功率序列,对P进行逐点检测:

$$[0061] \quad P = [P_1, P_2, P_3, \dots, P_i, \dots, P_m] \quad (1)$$

[0062] 式(1)中, $P_i$ 表示第*i*个时刻点的总负荷有功功率值, $m$ 表示用户总负荷历史运行数据的时间总长度。

$$[0063] \quad \Delta P_i = |P_{i+1} - P_i| \quad (2)$$

[0064] 当式(2)所示的某一时刻点有功功率值与后一时刻点的有功功率值的差值的绝对值大于一定的阈值时 $\Delta P_{th}$ ,该时刻点视为变点,当非变点连续出现的次数超过一定的阈值

$t_{th}$ 时,包含非变点的区段视为稳态区段,剩余区段为事件暂态区段。

[0065] 以一用户一天中一段有功功率数据进行示例, $\Delta P_{th}$ 为30W, $t_{th}$ 为5s,通过S21检测得到的结果如图3所示,其中,曲线代表有功功率曲线,相邻两点之间时间相隔1秒,圈点标记代表检测到的事件。

[0066] S22、在每个设备启动前后的稳态区段选取一定时间长度的电压、电流进行电压、电流模拟信号重构,得到重构的电压、电流模拟信号。

$$[0067] \quad \begin{cases} V=[V_1, V_2, V_3, \dots, V_i, \dots, V_n] \\ I=[I_1, I_2, I_3, \dots, I_i, \dots, I_n] \end{cases} \quad (3)$$

[0068] 式(3)中, $V_i, I_i$ 是选中的时间段中第*i*个采样点处电压和电流的瞬时值, $n$ 表示稳态区段中选中的该时间段所包含的采样点总数。

[0069] 考虑到实际采集的到的电压、电流波形信号是数字离散的,如式(3)所示,而进行电流波形数据加减组合时,必须保证不同电流波形的数据点在同一电压相位基准下一一对应,则对数字信号的采样频率要求非常之高,实际应用时往往采样频率往往很低,因此需要考虑模拟信号重构。

[0070] 因此,本实施例利用三次样条插值函数 $V(t), I(t)$ 拟合电压、电流数字信号离散点;且 $V(t), I(t)$ 是定义在区间 $[1, n]$ 上的函数,满足下列条件:

[0071] a. 在每个区间 $[i, i+1]$  ( $i=1, 2, \dots, n-1$ )上满足三次多项式的形式。

[0072] b.  $V(t), I(t)$ 在区间 $[1, n]$ 上二阶连续可导,即满足式(4):

$$[0073] \quad \begin{cases} V^{(k)}(i-0) = V^{(k)}(i+0) \\ I^{(k)}(i-0) = I^{(k)}(i+0) \end{cases} \quad k=0, 1, 2 \quad (4)$$

[0074] 式(4)中*k*代表求导的阶数。

[0075] 在稳态区段获取的一段采样频率 $f_s$ 为3200Hz、采样点数*n*为256的电压、电流数字信号如图4和图5所示,按照S22能够获取图中的样条函数曲线,即完成电压、电流模拟信号的重构如图4和图5所示。

[0076] S23、为保证相邻稳态段的电流波形在相减时在同一电压基准下进行,因此必须合理确定用于波形相减的电流波形的起点,选择电压信号过零点作为选取的电流波形起点,即满足式(5)的限制条件:

$$[0077] \quad \begin{cases} V(t) = 0 \\ V(t-0) < 0 \end{cases} \quad (5)$$

[0078] 从S22重构的电压模拟信号中第一个满足式(5)的过零点 $t_{10}$ 开始,第四个满足式(5)的过零点 $t_{40}$ 停止,对应时标下的电流模拟信号波形作为稳态电流波形。

[0079] 同时,实际的电压频率可能在50Hz左右浮动,因此,还需对电流模拟信号波形进行式(6)所示的时间长度伸缩,至此完成稳态电流波形获取。

$$[0080] \quad I_{tr}(t) = I \left( \frac{f_0 \cdot (t_{40} - t_{10})}{3f_s} t \right), \quad t \in [t_{10}, t_{40}] \quad (6)$$

[0081] 式(6)中, $I_{tr}(t)$ 表示进行时间长度伸缩后的电流模拟信号表达式, $f_0$ 表示电压标准频率50Hz, $f_s$ 表示电压、电流采样频率,本实施例选取3200Hz。



[0082] S24、对于每个启动事件(与电器的启动暂态过程相对应),每个事件启动后可能存在与相应电器不同工作状态对应的多个稳态区段,也可能只有一个稳态区段(取决于电器包含的状态数),因此,根据步骤S23获得的稳态电流波形,将事件启动后稳态区段的稳态电流波形与事件启动前的稳态电流波形进行相减,得到单个设备的稳态电流波形差量。

[0083] 此处,通过S21-S23的处理,获取的稳态电流波形已经处理为长度统一的模拟信号,因此可以直接相减。

[0084] S25、因为每个启动事件都对应着用户用电设备的启动暂态过程,因此根据有标记的用户历史运行数据,重复S21-S24能够获取到所有用电设备各工作状态的稳态电流波形。

[0085] S3、对S2获得的有标记的设备稳态电流波形和无电器运行区段电流波形进行随机组合(波形离散值直接相加),得到多设备电流随机组合;进而根据多设备电流随机组合模拟用户各种电器同时运行的场景,场景个数根据设备数量和每个设备稳态电流波形个数决定,呈现指数级别增长,其组合电流即代表模拟场景产生的总负荷电流。

[0086] 其中,无电器运行区段电流波形是在S1标记的用户历史数据中取一段无电器运行的区段,对其电压、电流信号通过S22-S23获得背景电流波形;为模拟实际运行时用户总负荷电流的情景,将各设备电流与背景电流波形随机组合。以2个设备组合为例(图6所示),组合数为式(7)所示:

$$[0087] \quad num\_com = \prod_{i=1}^{num\_dev} (1+l*ns_i) \quad (7)$$

[0088] 式(7)中,num\_com为组合数,num\_dev为用户所有用电设备数,l为每个用电设备每个工作状态所获得的稳态电流波形数目,ns<sub>i</sub>为第i个用电设备的状态数。

[0089] S4、从多设备电流随机组合中提取组合电流特征,即对模拟场景的组合电流进行快速傅里叶变换,获取前5次谐波电流的幅值和相角。

[0090] 具体的,对所获得的每个模拟场景的组合电流波形进行离散取点,两点相距间隔为1/f<sub>s</sub>,进而对其进行快速傅里叶变换,取前5次谐波电流的幅值和相角,得到的数据格式如式8所示:

$$[0091] \quad \begin{cases} \mathbf{Ic}_i = [I_{m1}, I_{m2}, I_{m3}, I_{m4}, I_{m5}]^T \\ \boldsymbol{\varphi c}_i = [\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4, \varphi_5]^T \end{cases} \quad (8)$$

[0092] 式(8)中,Ic<sub>i</sub>, $\boldsymbol{\varphi c}_i$ 分别表示第i个模拟场景下组合电流的前5次谐波电流的幅值和相角,i=1,2,3,...,num\_com。

[0093] S5、将S1-S4处理得到的数据作为训练样本,通过训练过的神经网络模型输出各个设备的状态。即组合电流前5次谐波电流的幅值和相角作为输入,实际标记的各个设备的状态作为输出。本发明选用RBF神经网络。

[0094] 如图7所示,需要确定神经网络模型的训练样本,通过S1-S3得到的模拟场景作为训练样本,一个模拟场景就是一个训练样本,通过S4对S3得到的模拟场景进行归一化,得到最终的训练样本。即通过S4得到的数据作为训练样本,若训练样本的输入一共10个变量,如式(8)所示;

[0095] 在模型训练前需要进行固定值归一化方式处理,对于谐波电流幅值,将样本中谐波电流最大值向上浮动1A作为归一化固定值;对于谐波相角,选用 $\pi$ 作为归一化固定值,即

式(9)所示;

$$[0096] \quad \mathbf{X}_i = [I_{m1}^*, I_{m2}^*, I_{m3}^*, I_{m4}^*, I_{m5}^*, \varphi_1^*, \varphi_2^*, \varphi_3^*, \varphi_4^*, \varphi_5^*]^T \quad (9)$$

[0097] 式(9)中,  $X_i$ 表示第*i*个训练样本的输入,其包含的各元素为归一化后的组合电流前5次谐波电流的幅值和相角。

[0098] 样本输出即为用户内部所有用电设备的工作状态量  $s_i \in \{0, 1\}$ ,  $i=1, 2, 3, \dots, n$ ,

一共有  $n = \sum_{i=1}^{num\_dev} ns_i$  个。当  $s_i$  取1表示所有设备的所有工作状态里第*i*个工作状态处于运行状态。则RBF神经网络模型的输入输出则可以用式(10)所表示:

$$[0099] \quad s_{ij} = \sum_{k=1}^q w_{kj} \rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{c}_k) \quad (10)$$

[0100] 式(10)中,  $s_{ij}$ 表示第*i*个训练样本的输出中第*j*个电器状态的状态量,  $w_{kj}$ 表示第*k*个隐层神经元到第*j*个输出神经元的权重,  $q$ 为包含的隐层神经元的个数,  $\rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{c}_k)$ 为径向基函数,本发明选用常用的高斯径向基函数,如式(11)所示。 $c_k$ 为第*k*个隐层神经元所对应的中心。

$$[0101] \quad \rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{c}_k) = e^{-\frac{\|\mathbf{X}_i - \mathbf{c}_k\|^2}{\sigma_k^2}} \quad (11)$$

[0102] 其中,  $\sigma_k$ 为第*k*个隐层神经元的宽度,他决定了径向基函数围绕中心点的宽度。

[0103] 对于RBF神经网络模型的具体参数的确定,本发明利用负梯度训练原理自行调节各神经元的数据中心、宽度以及各层神经元之间的权值。

[0104] S6、对用户实时运行的总负荷数据进行采集,重复S1-S5输出各个设备的状态。

[0105] 对本发明一种融合事件检测和神经网络的负荷识别方法的操作方法进行详细说明,以使本领域技术人员更了解本发明:

[0106] 以一用户进行示例,该用户内部一共含有8种用电设备,涉及共11种设备运行状态,RBF神经网络模型的隐层神经元个数设置为 $q=10$ 。在进行单个设备稳态电流获取时,每个设备每个状态获取稳态电流波形数目 $l=5$ 。则可组合出训练样本个数为 $num\_com=31850496$ 个,为节省训练时间,从中适量选取样本数目进行RBF神经网络模型参数训练。利用训练好的神经网络对该用户不同情景下用电设备状态进行识别,可得以下表1结果:

[0107] 表1该用户多场景下负荷识别效果

	电器名称	精确率 P TP/(TP+FP)	召回率 R TP/(TP+FN)	F1-measure 2*P*R/(P+R)
[0108]	热水器	0.8823	0.9564	0.9596
	电冰箱	0.7778	0.9145	0.9192
	电饭锅	0.7587	0.8864	0.9223
	电视机	0.5835	0.8274	0.8271
	空调	0.7565	0.8897	0.9190
[0109]	厨宝	0.7945	0.9178	0.9279
	电灯	0.4689	0.6874	0.8110
	电吹风	0.6853	0.8712	0.8805

[0110] 注:TP为真正例,FP为假正例,FN为假负例

[0111] 综上,本发明一种融合事件检测和神经网络的负荷识别方法,将事件法和神经网络模式识别方法相融合,既不需要提前量测用户每个用电设备的用电数据,又节省了大量的人工标记成本,只需要标记短时间用电信息即可为神经网络模型的训练提供大量的样本,进而为神经网络模式识别方法在非侵入式负荷识别领域的应用提供了推广实施的现实可能性。同时以负荷总量用电信息为识别对象,提高了本发明方法对复杂场景的适应能力。通过验证,本发明的方法的负荷识别效果具有较高的准确率,可为非侵入式负荷识别技术的一系列高级应用提供技术基础。

[0112] 以上所揭露的仅为本发明的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,可轻易想到变化或变型,都应涵盖在本发明的保护范围之内。

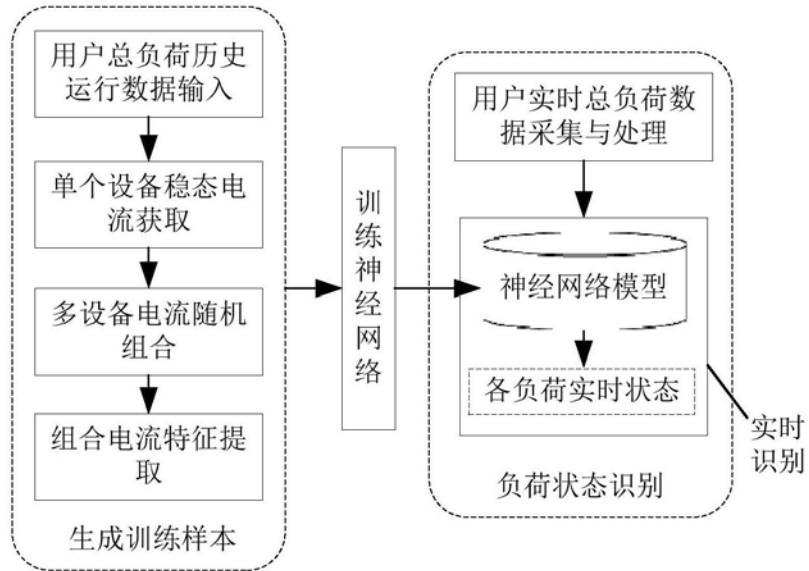


图1

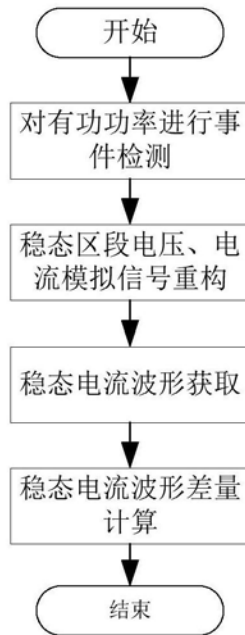


图2

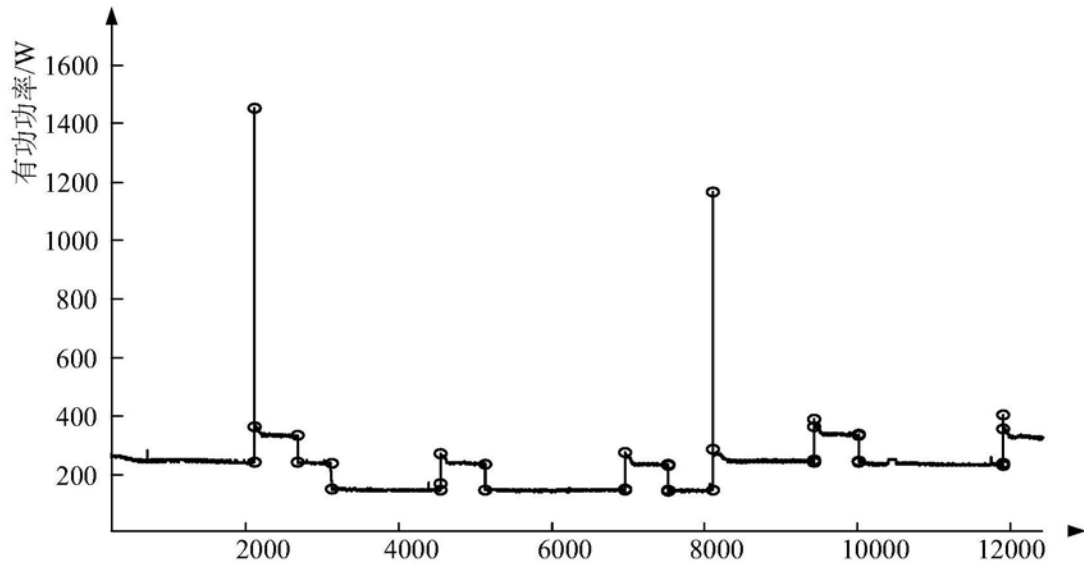


图3

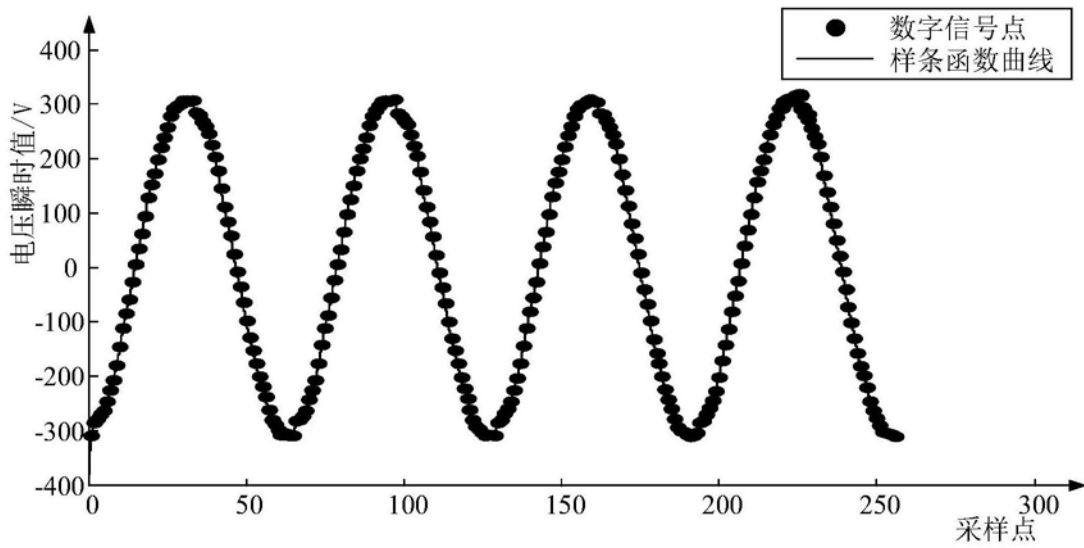


图4

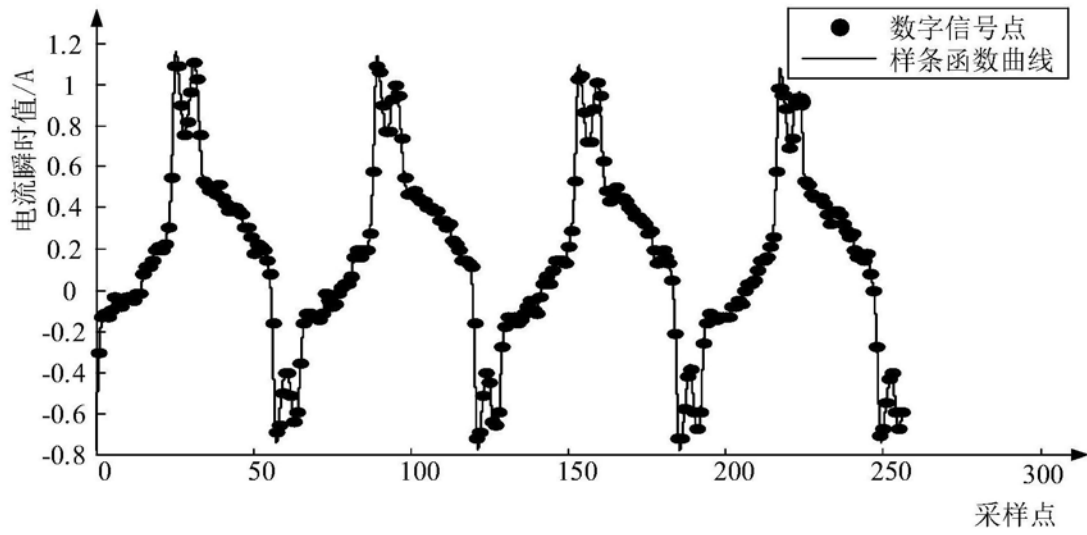


图5

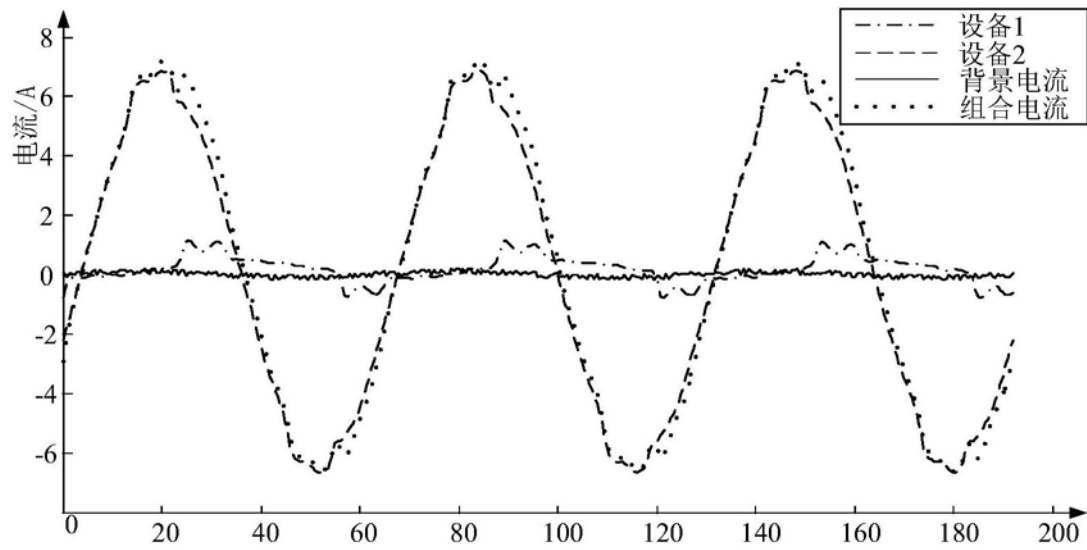


图6

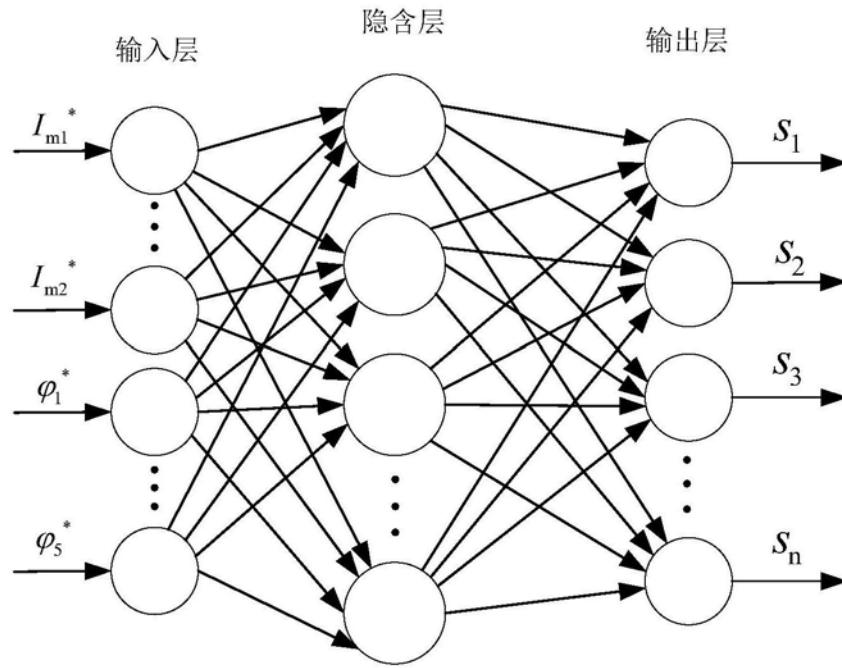


图7