



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 103487682 A

(43) 申请公布日 2014.01.01

(21) 申请号 201310419436.X

G01R 31/02 (2006.01)

(22) 申请日 2013.09.13

(71) 申请人 深圳供电局有限公司

地址 518000 广东省深圳市罗湖区深南东路
4020 号电力调度通信大楼

申请人 清华大学

(72) 发明人 张华赢 曹军威 高田 王森
史帅彬 姚森敬 段绍辉 余鹏
卢旭 黄志伟

(74) 专利代理机构 深圳汇智容达专利商标事务
所(普通合伙) 44238

代理人 钟冬梅 潘中毅

(51) Int. Cl.

G01R 31/00 (2006.01)

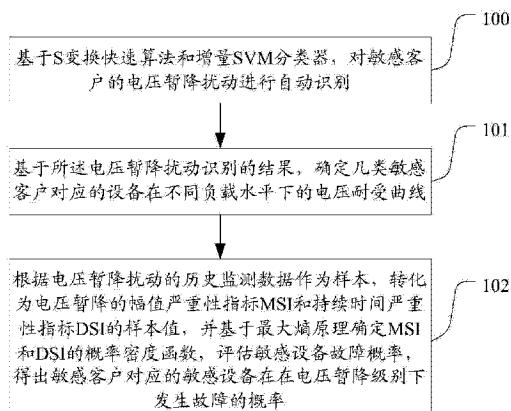
权利要求书2页 说明书8页 附图4页

(54) 发明名称

一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法

(57) 摘要

本发明提供一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法，包括：基于S变换快速算法和增量SVM分类器，对敏感客户的电压暂降扰动进行自动识别；基于所述电压暂降扰动识别的结果，确定几类敏感客户对应的设备在不同负载水平下的电压耐受曲线；根据电压暂降扰动的历史监测数据作为样本，转化为电压暂降的幅值严重性指标MSI和持续时间严重性指标DSI的样本值，并基于最大熵原理确定MSI和DSI的概率密度函数，评估敏感设备故障概率，得出敏感客户对应的敏感设备在电压暂降级别下发生故障的概率。实施本发明，能较准确监控电能质量扰动情况，并根据客户的负荷敏感度确定该扰动是否有可能影响到客户负荷，发现负荷运行的潜在危险。



1. 一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法，其特征在于，包括：
基于 S 变换快速算法和增量 SVM 分类器，对敏感客户的电压暂降扰动进行自动识别；
基于所述电压暂降扰动识别的结果，确定几类敏感客户对应的设备在不同负载水平下的电压耐受曲线；

根据电压暂降扰动的历史监测数据作为样本，转化为电压暂降的幅值严重性指标 MSI 和持续时间严重性指标 DSF 的样本值，并基于最大熵原理确定 MSI 和 DSF 的概率密度函数，评估敏感设备故障概率，得出敏感客户对应的敏感设备在在电压暂降级别下发生故障的概率。

2. 如权利要求 1 所述电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法，其特征在于，所述基于 S 变换快速算法和增量 SVM 分类器，对敏感客户的电压暂降扰动进行自动识别，包括：

确定敏感客户作为监测点，对其电能质量扰动进行实时监测，获取作为监测点的敏感设备电压信号、电流信号；

对于监测点的电压信号和电流信号，基于 S 变换快速算法进行特征抽取，提取各频率段模系数的标准偏差、最大模系数及额定频率对应的模系数作为扰动信号的特征向量；

将所述特征向量输入至增量 SVM 分类器中进行电能质量扰动分类，自动识别电压暂降扰动。

3. 如权利要求 2 所述电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法，其特征在于，所述 S 变换快速算法如下所示：

$$S(\tau, v) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(t) \cdot \omega(\tau - t, \sigma) \cdot e^{(-j2\pi vt)} dt \quad \text{其中, } \omega(\tau - t, \sigma) \text{ 为单位区域内所有频率 } v \text{ 的广义窗函数。}$$

4. 如权利要求 3 所述电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法，其特征在于，将所述特征向量输入至增量 SVM 分类器中进行电能质量扰动分类，自动识别电压暂降扰动，包括：

将特征向量进行时间窗口划分，使用增量学习机制，对一个时间窗口内到达的特征向量进行成批的学习；

在最近 n 个时间窗口内，如果一个特征向量样本没有成为支持向量的次数超过 ξ，则将其从训练集中删除。

5. 如权利要求 4 所述电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法，其特征在于，所述敏感设备包括可编程逻辑控制 PLC、可调速驱动装置 ASD、计算机 PC、交流接触器 ACC。

6. 如权利要求 5 所述电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法，其特征在于，所述最大熵模型为：

$$\max H(x) = - \int_R f(x) \ln f(x) dx$$

s.t.

$$\int_R f(x) dx = 1$$

$$\int_R x f(x) dx = E_1$$

$$\int_R (x - E_1)^h f(x) dx = E_h, \quad h = 2, 3, \dots, N$$

其中， x 为敏感设备电压暂降严重性指标 MSI 或 DSI 的随机变量， R 为变量 x 的取值边界， $H(x)$ 为随机变量的熵， $f(x)$ 为随机变量 x 的概率密度函数， E_1 和 E_h 为电压暂降严重性指标的 1 阶元点距和 h 阶中心距。

7. 如权利要求 6 所述电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法，其特征在于，所述基于最大熵原理确定 MSI 和 DSI 的概率密度函数，评估敏感设备故障概率，得出敏感客户对应的敏感设备在在电压暂降级别下发生故障的概率，包括：

在所述最大熵模型中引入拉格朗日算子，并用经典偏微分法得到概率密度函数解析式；

当电压暂降发生在不确定区域 (i, j) 时，设备的故障率 $P(i, j)$ 为：

$$P(i, j) = \int_{x_{MSI}}^{x_j} f(x_{MSI}) dx_{MSI} \int_{x_{DSI}}^{x_j} f(x_{DSI}) dx_{DSI}$$

其中， $f(x) = \exp(\lambda_0 + \lambda_1 x + \sum_{h=2}^N \lambda_h (x - E_1)^h)$ ， $h = 2, 3, 4, 5$ 。 γ_i 和 γ_j 分别剩余电压幅值在区域 i 的中间值和持续时间在区域 j 的中间值。

一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法

技术领域

[0001] 本发明涉及电力技术领域，尤其涉及一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法。

背景技术

[0002] 近年来，伴随着现代工业和经济的发展，计算机、电力电子设备等敏感负荷在各个行业广泛应用，导致电力客户对电压暂降、电压骤升、短时中断（interruption）等非常敏感，单个设备或元件的故障可能造成极大的经济损失。另一方面，一些电弧炉、整流器、单相负荷、大功率电动机等波动性或冲击性负荷并入电网，特别是大量的谐波和次谐波分量的注入，导致电网中电压和电流波形的严重失真。另外，一些外部因素如雷电、外力破坏、树枝影响、电网设备故障等也会干扰电力系统的正常运行，导致电能质量问题时有发生。目前电力系统中对电压暂降敏感的负荷越来越多，电压暂降已经成为造成电压敏感设备不能正常工作的主要原因，调研表明在各类电能质量问题中由电压暂降造成的客户损失占电能质量损失的 80% 以上。

[0003] 在实际应用中，根据用电负荷不同的特性以及对电能质量的要求与敏感度，一般将用电负荷分为普通负荷、敏感负荷。一些电力系统客户使用了大量的敏感负荷，将其称为电能质量敏感客户。电能质量问题的客观存在和敏感负荷的敏感特性导致敏感客户的电力使用存在巨大风险。对于这类客户，即使出现轻微的电能质量问题，也会导致严重的经济损失。

[0004] 电能质量扰动（PQD）信号形式纷繁复杂，如何正确提取扰动信号的特征量以及如何准确的识别扰动信号类型成为解决与提高电能质量的首要问题。此外，客户电能体验质量不单单取决于供电质量，还和客户敏感程度紧密相关。

发明内容

[0005] 本发明基于 S 变换快速算法和增量 SVM 分类器实现对电压暂降扰动的自动识别，并使用最大熵方法估计用户敏感负荷在电压暂降扰动下的故障率。

[0006] 具体的，本发明提供的一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法，包括：

[0007] 基于 S 变换快速算法和增量 SVM 分类器，对敏感客户的电压暂降扰动进行自动识别；

[0008] 基于所述电压暂降扰动识别的结果，确定几类敏感客户对应的设备在不同负载水平下的电压耐受曲线；

[0009] 根据电压暂降扰动的历史监测数据作为样本，转化为电压暂降的幅值严重性指标 MSI 和持续时间严重性指标 DSI 的样本值，并基于最大熵原理确定 MSI 和 DSI 的概率密度函数，评估敏感设备故障概率，得出敏感客户对应的敏感设备在在电压暂降级别下发生故障的概率。

[0010] 其中,所述基于 S 变换快速算法和增量 SVM 分类器,对敏感客户的电压暂降扰动进行自动识别,包括:

[0011] 确定敏感客户作为监测点,对其电能质量扰动进行实时监测,获取作为监测点的敏感设备电压信号、电流信号;

[0012] 对于监测点的电压信号和电流信号,基于 S 变换快速算法进行特征抽取,提取各频率段模系数的标准偏差、最大模系数及额定频率对应的模系数作为扰动信号的特征向量;

[0013] 将所述特征向量输入至增量 SVM 分类器中进行电能质量扰动分类,自动识别电压暂降扰动。

[0014] 其中,所述 S 变换快速算法如下所示:

$$[0015] S(\tau, v) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(t) \cdot \omega(\tau - t, \sigma) \cdot e^{(-j2\pi vt)} dt \quad \text{其中, } \omega(\tau - t, \sigma) \text{ 为单位区域内所有频率 } v,$$

的广义窗函数。

[0016] 其中,将所述特征向量输入至增量 SVM 分类器中进行电能质量扰动分类,自动识别电压暂降扰动,包括:

[0017] 将特征向量进行时间窗口划分,使用增量学习机制,对一个时间窗口内到达的特征向量进行成批的学习;

[0018] 在最近 n 个时间窗口内,如果一个特征向量样本没有成为支持向量的次数超过 ξ ,则将其从训练集中删除。

[0019] 其中,所述敏感设备包括可编程逻辑控制 PLC、可调速驱动装置 ASD、计算机 PC、交流接触器 ACC。

[0020] 其中,所述最大熵模型为:

$$\begin{aligned} [0021] \max H(x) &= - \int_R f(x) \ln f(x) dx \\ &\text{s.t.} \\ &\int_R f(x) dx = 1 \\ &\int_R xf(x) dx = E_1 \\ &\int_R (x - E_1)^h f(x) dx = E_h, \quad h = 2, 3, \dots, N \end{aligned}$$

[0022] 其中, x 为敏感设备电压暂降严重性指标 MSI 或 DSI 的随机变量, R 为变量 x 的取值边界, H(x) 为随机变量的熵, f(x) 为随机变量 x 的概率密度函数, E₁ 和 E_h 为电压暂降严重性指标的 1 阶元点距和 h 阶中心距。

[0023] 其中,所述基于最大熵原理确定 MSI 和 DSI 的概率密度函数,评估敏感设备故障概率,得出敏感客户对应的敏感设备在在电压暂降级别下发生故障的概率,包括:

[0024] 在所述最大熵模型中引入拉格朗日算子,并用经典偏微分法得到概率密度函数解析式;

[0025] 当电压暂降发生在不确定区域 (i, j) 时,设备的故障率 P(i, j) 为:

$$[0026] P(i,j) = \int_{x_{MSI}}^{\gamma_i} f(x_{MSI}) dx_{MSI} \int_{x_{DSI}}^{\gamma_j} f(x_{DSI}) dx_{DSI}$$

[0027] 其中, $f(x) = \exp(\lambda_0 + \lambda_1 x + \sum_{h=2}^N \lambda_h (x - E_h)^h)$, $h = 2, 3, 4, 5$ 。 γ_i 和 γ_j 分别剩余电压幅值在区域 i 的中间值和持续时间在区域 j 的中间值。

[0028] 实施本发明,能较准确监控电能质量扰动情况,并根据客户的负荷敏感度确定该扰动是否有可能影响到客户负荷,发现负荷运行的潜在危险。在此基础上,提出客户电能体验的概念,对负荷运行存在潜在危险的客户进行预警。本方法有利于电力企业和敏感客户降低供用电风险、技术改造,并对差异化定制电力有重要意义。

附图说明

[0029] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术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些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,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。

[0030] 图 1 为本发明提供的一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法实施例一的流程示意图;

[0031] 图 2 为本发明提供的一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法实施例二的流程示意图;

[0032] 图 3 为本发明提供的一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法实施例三的流程示意图;

[0033] 图 4 为本发明提供的一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法实施例四的流程示意图;

[0034] 图 5 为本发明提供的一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法实施例五的流程示意图;

[0035] 图 6 为本发明提供的一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法实施例六的流程示意图;

[0036] 图 7 为本发明提供的一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法实施例七的流程示意图。

具体实施方式

[0037] 下面结合附图对本发明的具体实施例进行详细说明。

[0038] 如图 1 所示,为本发明一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法实施例一的流程示意图,主要包括以下步骤:

[0039] 步骤 100,基于 S 变换快速算法和增量 SVM 分类器,对敏感客户的电压暂降扰动进行自动识别;

[0040] 步骤 101,基于所述电压暂降扰动识别的结果,确定几类敏感客户对应的设备在不同负载水平下的电压耐受曲线;

[0041] 步骤 102, 根据电压暂降扰动的历史监测数据作为样本, 转化为电压暂降的幅值严重性指标 MSI 和持续时间严重性指标 DSI 的样本值, 并基于最大熵原理确定 MSI 和 DSI 的概率密度函数, 评估敏感设备故障概率, 得出敏感客户对应的敏感设备在在电压暂降级别下发生故障的概率。

[0042] 如图 2 所示, 为本发明一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法实施例二的流程示意图, 本实施例中主要描述基于 S 变换快速算法的时序特征抽取的具体实现过程, 包括 :

[0043] 步骤 200, 该将 S 变换快速算法引入电能质量扰动信号特征抽取。其中, S 变换快速算法如式(1)所示。

$$[0044] S(\tau, v) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(t) \cdot \omega(\tau - t, \sigma) \cdot e^{(-j2\pi vt)} dt \quad (1)$$

[0045] 式(1)中, $\omega(\tau - t, \sigma)$ 为单位区域内所有频率 v 的广义窗函数。

[0046] 通过此变换, 一维 S- 域内某个值的位置来确定它所代表的频率和时间, 它将 S 变换的二维时频矩阵压缩成为一维向量, 即将 N 个点的时序信号通过快速算法得到只有 N 个点的时频向量, 这种方法能够有效避免 S 变换时频矩阵中的大量冗余信息, 为准确提取信号的特征分量奠定了基础, 并且节约了计算时间。

[0047] 步骤 201, 对电能质量历史监测数据进行处理, 具体如下 :

[0048] 时序持续 8 个额定周期共 0.16s, 采样点数为 1024 个, 采样频率为 6.4kHz, 可以检测到的最大频率为 3.2kHz。由 S 变换快速算法所得一维模系数对应的二维时频关系, 可以根据式(2)得到 1024 个时序点可以构成 11 个频率段。一维 S- 域内某个值的位置来确定它所代表的频率和时间, 以及同一时刻的上一个频段和下一个频段关系, 具体频率段的划分如式(2)所示。

[0049]

$$\begin{cases} n_L = \lfloor \log_2(n_{index}) + 2 \rfloor \\ n_1 = 2^{n_L-2} \\ n_2 = 2^{n_L-1} \end{cases} \quad (2)$$

[0050] 其中, 对于一个长度为 N 的时域信号序列, n_{index} 为 S 变换一维模系数中的一个记录点, 且满足 $2 < n_{index} < n-1$, n_L 为当前所在频率段的层数, n_1 和 n_2 为当前频率段在一维模系数的起始和结束位置。每个频率段内各频率对应的一维模系数的起始与结束的位置相同。

[0051] 步骤 202, 建立一个包含时序点的特征向量, 提取各频率段模系数的标准偏差、最大模系数及额定频率对应的模系数作为扰动信号的特征分量。

[0052] 具体的, 每个时间序列的时间窗口通常设置为 8 个额定周期, S 变换模矩阵保留了信号的幅值信息, S 变换矩阵中元素的幅值和某一时间和频率处 S 变换的模值相对应。其列向量为信号某一采样时刻的幅值随频率变化的分布, 行向量为信号某一频率的幅值随时间变化的分布。

[0053] 步骤 203, 根据特征向量为其标记所属电能质量扰动类别, 记为 $T = \{(n_1(t_i), y_1), \dots, (n_n(t_i), y_m)\}$ 。该时序特征向量作为 SVM 算法中增量学习的训练集合。

[0054] 如图 3 所示, 为本发明一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法实

施例三的流程示意图,本实施例中主要描述基于增量 SVM 算法的电压暂降自动识别的具体实现过程,包括:

[0055] 步骤300,在增量 SVM 算法中设置训练样本的淘汰策略,过阈值 ξ 淘汰对分类贡献度低的样本。其基本思想是,在最近 n 个时间窗口内,如果一个样本没有成为支持向量的次数超过 ξ ,则将其从训练样本中集中删除。

[0056] 其 中, S V M 算 法 实 际 是 通 过 L a r g r a n g e 函 数

$L(w,b,a) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{j=1}^n a_j (y_j ((w \cdot n_j(t_i) + b) - 1))$, 将一个二次规划问题就转化为如式(3)所示,

的对偶问题。

$$\begin{aligned} \min & \sum_{j=1}^n a_j - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{j'=1}^n a_j a_{j'} y_j y_{j'} (n_j(t_i) \cdot n_{j'}(t_i)) \\ [0057] \quad s.t. & \sum_{j=1}^n y_j a_j = 0 \\ & a_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (3)$$

[0058] 步 骤 301, 对 于 时 间 窗 口 t_i 内 的 电 能 质 量 信 号 序 列 $T = \{(n_1(t_i), y_1), \dots, (n_n(t_i), y_n)\}$ 作 为 训 练 集 进 行 训 练, 得 到 新 的 分 类 超 平 面 和 分 类 函 数 $w_{new}x + b_{new} = 0$, 其 算 法 描 述 如 下 :

[0059] 输入 : 时 间 片 t_{i-1} 时 的 分 类 超 平 面 $w_0 \cdot x + b_0 = 0$ 和 支 持 向 量 集 SV_{i-1} ,

[0060] 时 间 片 t_i 中 的 样 本 $T = \{(n_1(t_i), y_1), \dots, (n_n(t_i), y_n)\}$, 训 练 集 样 本 T_{i-1}

[0061] 输出 : 批 次 增 量 学 习 后 的 分 类 超 平 面 $w_{new}x + b_{new} = 0$, SV_{new}

[0062]

1. set $T_{Nkk} = T_{kk} = \emptyset; \xi > 0; k = 0; T_i = T_{i-1} \cup T$;
2. {for $\forall (n_j(t_i), y_j) \in T_i$
3. {if $((n_j(t_i), y_j)$ meet the condition of KKT)
4. $T_{kk} = T_{kk} \cup (n_j(t_i), y_j)$;
5. else $T_{Nkk} = T_{Nkk} \cup (n_j(t_i), y_j)$;
6. }
7. for $(\forall (n_j(t_i), y_j) \in T_{kk})$
8. if $(nsv((n_j(t_i), y_j)) > \xi)$ $T_{kk} = T_{kk} - (n_j(t_i), y_j)$;
9. $T_i = T_{Nkk} \cup T_{kk} \cup SV_{i-1}$;
10. run SVM(T_i) $\rightarrow a_i, w_i, b_i, SV_i$;
11. $k++$;
12. }

[0063] 步 骤 302, 根 据 上 述 增 量 SVM 算 法, 得 到 一 个 时 间 窗 口 t_i 后 的 特 征 超 平 面 $w_i x + b_i = 0$, 通 过 这 个 特 征 超 平 面 对 时 间 窗 口 t_{i+1} 中 电 能 质 量 信 号 进 行 分 类, 将 时 间 窗 口 t_{i+1} 的 信 号 分 类 并 标 记 后 再 加 入 训 练 集, 重 新 进 行 上 述 批 次 增 量 学 习, 依 此 类 推。

[0064] 如 图 4 所 示, 为 本 发 明 一 种 电 压 暂 降 扰 动 下 敏 感 客 户 电 能 体 验 质 量 的 预 警 方 法 实

施例四的流程示意图,本实施例中主要描述计算客户敏感设备电压暂降耐受度的具体实现过程,包括:

[0065] 步骤 400,对于客户的敏感设备,在 ITIC 曲线和 SEMI 曲线的指导下,基于电压暂降扰动实测的方法,确定几类敏感设备在不同负载水平下的电压耐受曲线。

[0066] 步骤 401,根据电压暂降耐受曲线确定敏感设备运行的故障区域、正常区域、以及不确定区域。

[0067] 具体的,根据 ITIC 曲线和 SEMI 曲线,可以得到如表 1 所示的各类设备的电压暂降扰动敏感区域。其中,A 区域代表一般敏感设备不会受影响的正常区域,B 区域代表半导体生产企业受影响的不确定区域,C 区域代表计算机类设备、PLC、交流继电器以及半导体生产企业受影响的不确定区域,D 区域代表半导体生产企业和电机驱动装置以及金属钠灯受影响的不确定区域,E 区域为所有敏感设备的故障区域。由此得到一个 6×7 的敏感区域划分。

[0068] 表 1 各类敏感设备电压暂降扰动敏感区域

[0069]

| 残压 U (%) | 持续时间 t (s) | | | | | | |
|-------------|------------|-----------------|----------------|---------------|---------------|-------------|-----|
| | t 0.02 | 0.02< t 0.05 | 0.05< t 0.1 | 0.1< t 0.2 | 0.2< t 0.5 | 0.5< t 3 | t>3 |
| 80 | A | A | A | A | A | A | A |
| 70 | A | A | A | A | A | C | C |
| 60 | A | B | B | B | C | C | C |
| 50 | A | D | D | D | E | E | E |
| 40 | A | D | E | E | E | E | E |
| U<40 | A | D | E | E | E | E | E |

[0070]

[0071] 对于客户敏感特性未知的负荷,在不同运行环境、工况和不同电能质量扰动下的敏感特征不同,受供电系统和负荷本身众多不确定因素的影响,其电压暂降敏感特性无法获知,需通过多次试验的方法进行评估。

[0072] 通过监测负荷供电点的电压暂降特征并与设备电压耐受水平进行比较来确定负荷敏感度。如图 5 所示的实施例五,其具体步骤如下:

[0073] 步骤 500,准备可以进行试验测试的敏感设备,模拟负荷运行场景。

[0074] 步骤 501,将供电点和电能计量点设置为供电部门与用户的公共连接点。

[0075] 步骤 502,根据表 1,划分电压暂降扰动敏感区域,在每个区域上按该等级的中等供电状态进行划分,在公共连接点模拟这些试验样本对应的电压暂降场景。不同电压暂降等级上试验样本的数目和故障概率计量表如 2 所示。

[0076] 表 2 电压暂降设备敏感度测试方案

[0077]

| | 电压暂降级别 | | | | |
|----------|--------|-------|-------|-------|-------|
| | A | B | C | D | E |
| 试验次数 | 50 | 100 | 100 | 100 | 50 |
| 故障概率 (%) | 0~100 | 0~100 | 0~100 | 0~100 | 0~100 |

[0078] 步骤 503, 在实测过程中, 按电压暂降扰动程度由轻微到严重的顺序进行实验, 根据首次发生故障的区域, 确定敏感负荷的不确定区域。

[0079] 如图 6 所示, 为本发明一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法实施例六的流程示意图, 本实施例中主要描述基于最大熵理论的敏感设备故障率评估的具体实现过程, 包括:

[0080] 步骤 600, 对于识别出的电压暂降扰动, 如果其暂降剩余电压幅值和持续时间位于敏感负荷的不确定区域内, 则将其按照式 (3) 和式 (4) 转化为相应的暂降幅值严重性指标 (magnitude severity index, MSI) 和持续时间严重性指标 (duration severity index, DSI) 的样本值。

$$[0081] \quad \gamma_{MSI} = \begin{cases} 0 & U > U_{\max} \\ (U_{\max} - U) \frac{100}{U_{\max} - U_{\min}} & U_{\min} \leq U \leq U_{\max} \\ 100 & U < U_{\min} \end{cases} \quad (3)$$

$$[0082] \quad \gamma_{DSI} = \begin{cases} 0 & T < T_{\min} \\ (T - T_{\min}) \frac{100}{T_{\max} - T_{\min}} & T_{\min} \leq T \leq T_{\max} \\ 100 & T > T_{\max} \end{cases} \quad (4)$$

[0083] 步骤 601, 将样本值代入最大熵模型确定电压暂降严重性指标 (MSI 或 DSI) 的概率密度函数。

[0084] 基于最大熵原理确定电压暂降严重性指标 (MSI 或 DSI) 的概率密度函数, 其优点是直接根据样本数据求随机变量的概率密度函数。当随机变量连续分布时, 其最大熵模型为:

$$\begin{aligned}
 & \max H(x) = - \int_R f(x) \ln f(x) dx \\
 & \text{s.t.} \\
 [0085] \quad & \int_R f(x) dx = 1 \\
 & \int_R x f(x) dx = E_1 \\
 & \int_R (x - E_1)^h f(x) dx = E_h, \quad h = 2, 3, \dots, N
 \end{aligned} \tag{5}$$

[0086] 式(5)中, x 为敏感设备电压暂降严重性指标 MSI 或 DSF 的随机变量, R 为变量 x 的取值边界(取决于敏感负荷不确定区域的剩余电压幅值和暂降持续时间的边界), $H(x)$ 为随机变量的熵, $f(x)$ 为随机变量 x 的概率密度函数, E_1 和 E_h 为电压暂降严重性指标的 1 阶元点距和 h 阶中心距, 并将矩的阶数确定为 5 以满足评估精度的要求, 即 $N=5$ 。

[0087] 步骤 602, 对最大熵模型引入拉格朗日算子, 并用经典偏微分法得到概率密度函数解析式。当电压暂降发生在不确定区域 (i, j) 时, 设备的故障率 $P(i, j)$ 为:

$$[0088] P(i, j) = \int_{x_{MSI}}^{\gamma_i} f(x_{MSI}) dx_{MSI} \int_{x_{DSI}}^{\gamma_j} f(x_{DSI}) dx_{DSI}$$

[0089] 其中, $f(x) = \exp(\lambda_0 + \lambda_1 x + \sum_{h=2}^N \lambda_h (x - E_1)^h)$, $h = 2, 3, 4, 5$ 。 γ_i 和 γ_j 分别剩余电压幅值在区域 i 的中间值和持续时间在区域 j 的中间值。

[0090] 如图 7 所示, 为本发明一种电压暂降扰动下敏感客户电能体验质量的预警方法实施例七的流程示意图, 本实施例中主要描述客户电能体验质量分析和预警的具体实现过程, 包括:

[0091] 步骤 700, 建立客户电能体验质量监控平台;

[0092] 步骤 701, 根据电能质量扰动在线实时监测的结果, 结合客户的敏感度级别, 以检测出当前电能质量扰动可能威胁到客户的用电质量。

[0093] 实施本发明, 能较准确监控电能质量扰动情况, 并根据客户的负荷敏感度确定该扰动是否有可能影响到客户负荷, 发现负荷运行的潜在危险。在此基础上, 提出客户电能体验的概念, 对负荷运行存在潜在危险的客户进行预警。本方法有利于电力企业和敏感客户降低供用电风险、技术改造, 并对差异化定制电力有重要意义。

[0094] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程, 是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成, 所述的程序可存储于一计算机可读取存储介质中, 该程序在执行时, 可包括如上述各方法的实施例的流程。其中, 所述的存储介质可为磁碟、光盘、只读存储记忆体(Read-Only Memory, ROM) 或随机存储记忆体(Random Access Memory, RAM) 等。

[0095] 以上内容是结合具体的优选实施方式对本发明所作的进一步详细说明, 不能认定本发明的具体实施只局限于这些说明。对于本发明所属技术领域的普通技术人员来说, 在不脱离本发明构思的前提下, 还可以做出若干简单推演或替换, 都应当视为属于本发明的保护范围。

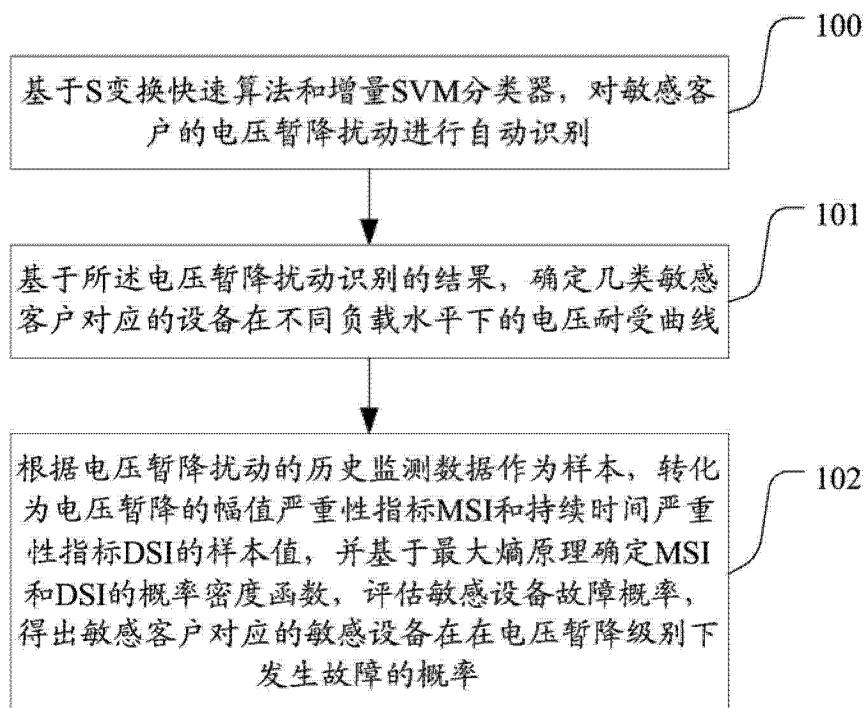


图 1

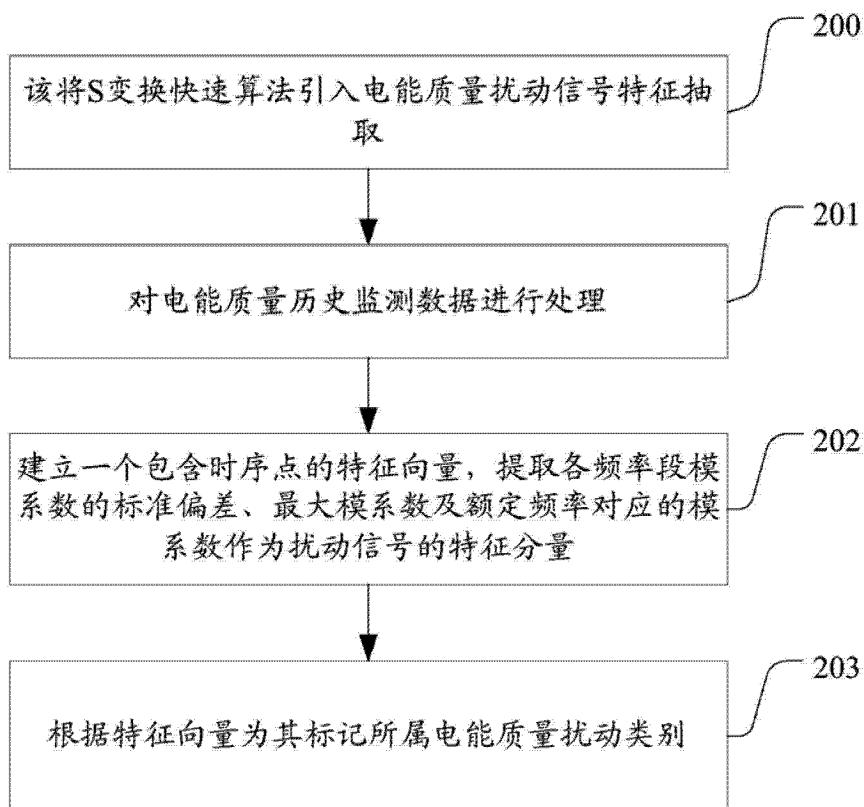


图 2

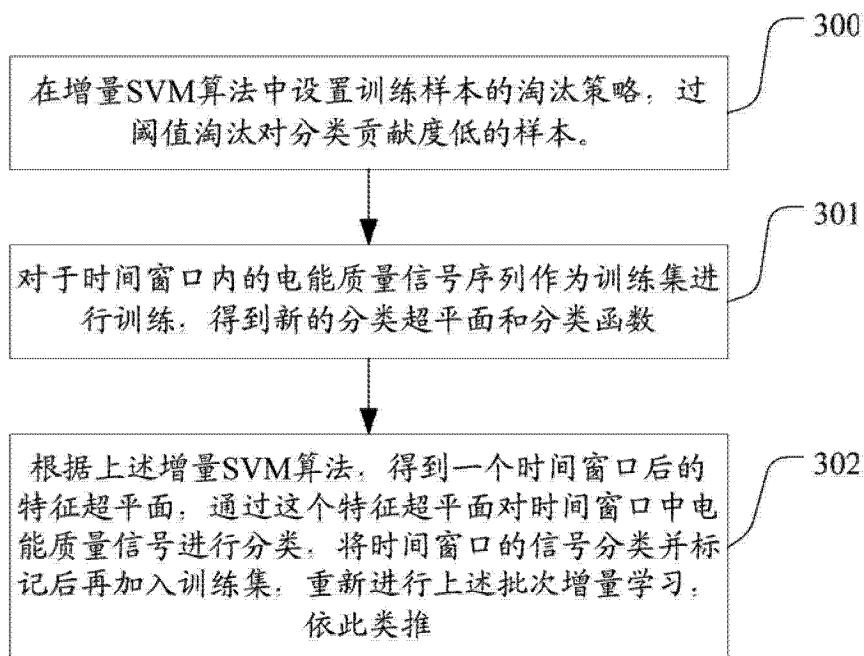


图 3

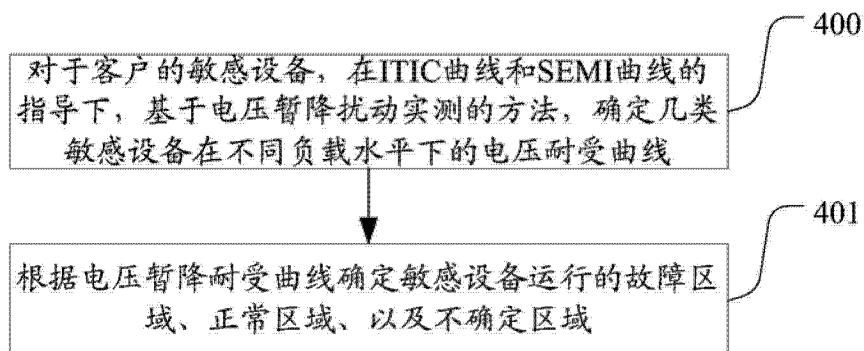


图 4

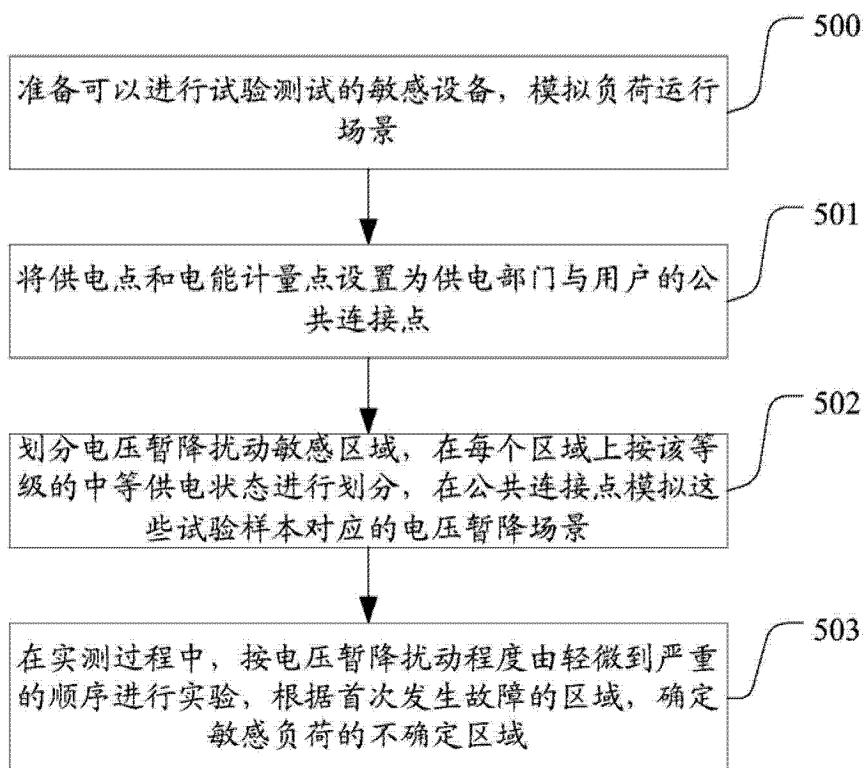


图 5

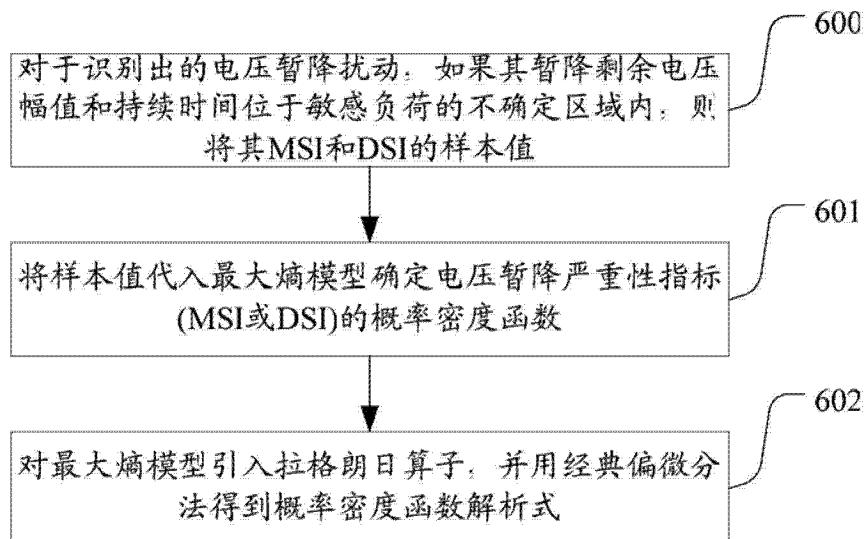


图 6

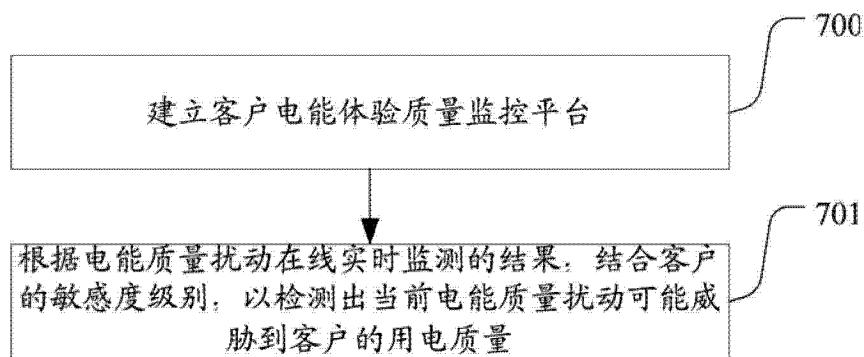


图 7