



(21) 申请号 202311353436.4

G06Q 50/06 (2012.01)

(22) 申请日 2023.10.19

G06F 18/10 (2023.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G06F 18/23213 (2023.01)

申请公布号 CN 117094478 A

G06F 18/2433 (2023.01)

(43) 申请公布日 2023.11.21

(56) 对比文件

(73) 专利权人 深圳库博能源股份有限公司

CN 114219212 A, 2022.03.22

地址 518000 广东省深圳市南山区西丽街

CN 113705688 A, 2021.11.26

道松坪山社区松坪山朗山路28号通产

CN 115796393 A, 2023.03.14

新材料产业园2栋2楼

CN 115879698 A, 2023.03.31

(72) 发明人 商金来 郭子健 王开林

CN 116028838 A, 2023.04.28

(74) 专利代理机构 深圳汉林汇融知识产权代理

CN 116070741 A, 2023.05.05

事务所(普通合伙) 44850

CN 116307652 A, 2023.06.23

专利代理师 刘临利

CN 116805198 A, 2023.09.26

审查员 罗湘

(51) Int. Cl.

G06Q 10/063 (2023.01)

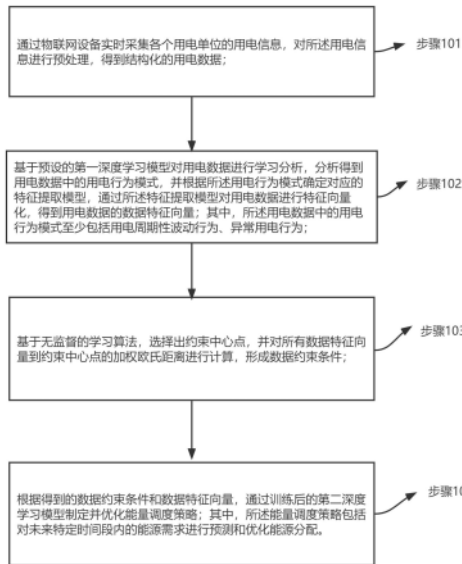
权利要求书3页 说明书9页 附图2页

(54) 发明名称

能量调度管理方法、装置、设备及存储介质

(57) 摘要

本发明涉及能量调度管理的技术领域,公开了一种能量调度管理方法、装置、设备及存储介质。所述能量调度管理方法包括:通过物联网设备实时采集各个用电单位的用电信息,对所述用电信息进行预处理,得到结构化的用电数据;基于预设的第一深度学习模型对用电数据进行学习分析,分析得到用电数据中的用电行为模式,并根据所述用电行为模式确定对应的特征提取模型,通过所述特征提取模型对用电数据进行特征向量化,得到用电数据的数据特征向量。本发明能够预测未来特定时间段的能源需求,还可以优化能源分配,实现更高效、节能和环保的能源使用。



1. 一种能量调度管理方法,其特征在于,包括:

通过物联网设备实时采集各个用电单位的用电信息,对所述用电信息进行预处理,得到结构化的用电数据;

基于预设的第一深度学习模型对用电数据进行学习分析,分析得到用电数据中的用电行为模式,并根据所述用电行为模式确定对应的特征提取模型,通过所述特征提取模型对用电数据进行特征向量化,得到用电数据的数据特征向量;其中,所述用电数据中的用电行为模式至少包括用电周期性波动行为、异常用电行为;

基于无监督的学习算法,选择出约束中心点,并对所有数据特征向量到约束中心点的加权欧氏距离进行计算,形成数据约束条件;

根据得到的数据约束条件和数据特征向量,通过训练后的第二深度学习模型制定并优化能量调度策略;其中,所述能量调度策略包括对未来特定时间段内的能源需求进行预测和优化能源分配;

所述基于无监督的学习算法,选择出约束中心点,并对所有数据特征向量到约束中心点的加权欧氏距离进行计算,形成数据约束条件,包括:

基于预设的无监督学习算法,对提取到的数据特征向量进行分析,找出内在的数据模式和群聚,每一群聚的中心点被定义为约束中心点;

计算所有数据特征向量到约束中心点的加权欧氏距离;

基于计算得到的加权欧氏距离,形成数据约束条件;

所述基于计算得到的加权欧氏距离,形成数据约束条件,包括:

利用无监督学习算法进行数据聚类,确定约束中心点;

对数据库中的每个特征向量,根据设定的权重和函数,计算特征向量到约束中心点的加权欧氏距离;

对所有特征向量到约束中心点的加权欧氏距离进行对比,设定一个阈值T,根据所述阈值确定数据的约束条件;如果特征向量到约束中心点的加权欧氏距离小于或等于阈值,则该特征向量满足约束条件,反之则不满足;

利用得到的约束条件进行数据优化,对不满足约束条件的特征向量进行调整,直至所有特征向量都满足约束条件;

具体的,设定的函数为: $f(x, y, z) = ax^2 + bxy + cyz + dz^3 + e$ ;

其中,参数  $x, y, z$  是输入值,而  $a, b, c, d, e$  是预设的权重因子;

加权欧氏距离计算公式如下:

$$D = \sqrt{\{ (W_x * (x - C_x))^2 + (W_y * (f(x, y, z) - f(C_x, C_y, C_z)))^2 + (W_z * (z - C_z))^2 \}};$$

其中,D为加权欧氏距离,D表示特征向量  $(x, y, z)$  和约束中心点  $C(C_x, C_y, C_z)$  之间的距离;

$W_x, W_y, W_z$  是权重值;

$C_x, C_y, C_z$  分别是约束中心点的坐标, $C_x$ 表示约束中心点在第 $x$ 个维度上的坐标, $C_y$ 表示中心点在第 $y$ 个维度上的坐标, $C_z$ 表示中心点在第 $z$ 个维度上的坐标;

$f(x, y, z)$  表示输入值的函数值;

$f(C_x, C_y, C_z)$  是约束中心点的函数值;

$\sqrt{\quad}$ 表示开平方根。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述通过物联网设备实时采集各个用电单位的用电信息,对所述用电信息进行预处理,得到用电数据,包括:

对来自物联网设备实时采集的各用电单位的详细用电信息进行筛选,删除冗余或不相关的用电信息;

对筛选后的用电信息进行多维度的清洗,其中,所述多维度的清洗包括处理缺失值、异常值、重复值;

通过数据标准化算法,将清洗后的用电信息标准化处理,得到结构化用电数据;

将标准化处理后的结构化用电数据输入至区块链。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述根据得到的数据约束条件和数据特征向量,通过训练后的第二深度学习模型制定并优化能量调度策略,包括:

将得到的数据约束条件和数据特征向量作为输入,传入训练后的第二深度学习模型,其中,所述第二深度学习模型包括长短期记忆网络模型或者变压器模型;

基于第二深度学习模型根据输入的数据约束条件和特征向量,制定初始的能量调度策略;其中,所述初始的能量调度策略包括对未来特定时间段内的能源需求的预测以及根据预期需求的优化能源分配;

利用梯度下降对能量调度策略进行优化,不断迭代调整能量调度策略的参数,直至优化结果无明显改进时,停止优化,得到最优的能量调度策略。

4. 一种能量调度管理装置,其特征在于,所述能量调度管理装置包括:

采集模块,用于通过物联网设备实时采集各个用电单位的用电信息,对所述用电信息进行预处理,得到结构化的用电数据;

处理模块,用于基于预设的第一深度学习模型对用电数据进行学习分析,分析得到用电数据中的用电行为模式,并根据所述用电行为模式确定对应的特征提取模型,通过所述特征提取模型对用电数据进行特征向量化,得到用电数据的数据特征向量;其中,所述用电数据中的用电行为模式至少包括用电周期性波动行为、异常用电行为;

计算模块,用于基于无监督的学习算法,选择出约束中心点,并对所有数据特征向量到约束中心点的加权欧氏距离进行计算,形成数据约束条件;

能量调度策略生成模块,用于根据得到的数据约束条件和数据特征向量,通过训练后的第二深度学习模型制定并优化能量调度策略;其中,所述能量调度策略包括对未来特定时间段内的能源需求进行预测和优化能源分配;

计算模块,具体用于:

基于预设的无监督学习算法,对提取到的数据特征向量进行分析,找出内在的数据模式和群聚,每一群聚的中心点被定义为约束中心点;

计算所有数据特征向量到约束中心点的加权欧氏距离;

基于计算得到的加权欧氏距离,形成数据约束条件;

所述基于计算得到的加权欧氏距离,形成数据约束条件,包括:

利用无监督学习算法进行数据聚类,确定约束中心点;

对数据库中的每个特征向量,根据设定的权重和函数,计算特征向量到约束中心点的加权欧氏距离;

对所有特征向量到约束中心点的加权欧氏距离进行对比,设定一个阈值T,根据所述阈

值确定数据的约束条件;如果特征向量到约束中心点的加权欧氏距离小于或等于阈值,则该特征向量满足约束条件,反之则不满足;

利用得到的约束条件进行数据优化,对不满足约束条件的特征向量进行调整,直至所有特征向量都满足约束条件;

具体的,设定的函数为: $f(x, y, z) = ax^2 + bxy + cyz + dz^3 + e$ ;

其中,参数  $x, y, z$  是输入值,而  $a, b, c, d, e$  是预设的权重因子;

加权欧氏距离计算公式如下:

$$D = \sqrt{\{W_x*(x-C_x)^2 + (W_y*(f(x, y, z) - f(C_x, C_y, C_z))^2) + (W_z*(z-C_z)^2)\}};$$

其中, $D$ 为加权欧氏距离, $D$ 表示特征向量 $(x, y, z)$ 和约束中心点 $C(C_x, C_y, C_z)$ 之间的距离;

$W_x, W_y, W_z$  是权重值;

$C_x, C_y, C_z$  分别是约束中心点的坐标, $C_x$ 表示约束中心点在第 $x$ 个维度上的坐标, $C_y$ 表示中心点在第 $y$ 个维度上的坐标, $C_z$ 表示中心点在第 $z$ 个维度上的坐标;

$f(x, y, z)$  表示输入值的函数值;

$f(C_x, C_y, C_z)$  是约束中心点的函数值;

$\sqrt{\quad}$ 表示开平方根。

5. 一种能量调度管理设备,其特征在于,所述能量调度管理设备包括:存储器和至少一个处理器,所述存储器中存储有指令;

所述至少一个处理器调用所述存储器中的所述指令,以使得所述能量调度管理设备执行如权利要求1-3中任一项所述的能量调度管理方法。

6. 一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质上存储有指令,其特征在于,所述指令被处理器执行时实现如权利要求1-3中任一项所述的能量调度管理方法。

## 能量调度管理方法、装置、设备及存储介质

### 技术领域

[0001] 本发明涉及能量调度管理的技术领域,尤其涉及一种能量调度管理方法、装置、设备及存储介质。

### 背景技术

[0002] 现代科技和工艺的发展不断将高效能源的使用和节能环保理念深入到各类产业和生活领域,用电信息的智能管理和调度成为了当前的关键科技议题。

[0003] 传统的用电管理方式缺乏真正动态,精确的用电行为预测,对于用电行为模式和异常用电行为识别效果较差,无法实现精细化管理和策略调度。同时,传统方法在处理大规模、多维度、动态变化的用电数据时表现出困扰的问题,不仅处理速度慢,而且精度较低。

[0004] 目前,采用深度学习算法处理用电数据,已经被认为是一个有效的解决路径。深度学习可以自动从数据中学习和提取有用的显式和隐式特征,并通过特征分布识别来有效挖掘和理解用电行为模式。然而,深度学习模型对数据的处理和学习需求大,训练成本高,对于大规模用电数据的处理和优化仍然具有重大挑战。

### 发明内容

[0005] 本发明提供了一种能量调度管理方法、装置、设备及存储介质,用于解决上述的技术问题。

[0006] 本发明第一方面提供了一种能量调度管理方法,所述能量调度管理方法包括:

[0007] 通过物联网设备实时采集各个用电单位的用电信息,对所述用电信息进行预处理,得到结构化的用电数据;

[0008] 基于预设的第一深度学习模型对用电数据进行学习分析,分析得到用电数据中的用电行为模式,并根据所述用电行为模式确定对应的特征提取模型,通过所述特征提取模型对用电数据进行特征向量化,得到用电数据的数据特征向量;其中,所述用电数据中的用电行为模式至少包括用电周期性波动行为、异常用电行为;

[0009] 基于无监督的学习算法,选择出约束中心点,并对所有数据特征向量到约束中心点的加权欧氏距离进行计算,形成数据约束条件;

[0010] 根据得到的数据约束条件和数据特征向量,通过训练后的第二深度学习模型制定并优化能量调度策略;其中,所述能量调度策略包括对未来特定时间段内的能源需求进行预测和优化能源分配。

[0011] 可选的,在本发明第一方面的第一种实现方式中,所述通过物联网设备实时采集各个用电单位的用电信息,对所述用电信息进行预处理,得到用电数据,包括:

[0012] 对来自物联网设备实时采集的各用电单位的详细用电信息进行筛选,删除冗余或不相关的用电信息;

[0013] 对筛选后的用电信息进行多维度的清洗,其中,所述多维度的清洗包括处理缺失值、异常值、重复值;

- [0014] 通过数据标准化算法,将清洗后的用电信息标准化处理,得到结构化用电数据;
- [0015] 将标准化处理后的结构化用电数据输入至区块链。
- [0016] 可选的,在本发明第一方面的第二种实现方式中,所述基于无监督的学习算法,选择出约束中心点,并对所有数据特征向量到约束中心点的加权欧氏距离进行计算,形成数据约束条件,包括:
- [0017] 基于预设的无监督学习算法,对提取到的数据特征向量进行分析,找出内在的数据模式和群聚,每一群聚的中心点被定义为约束中心点;
- [0018] 计算所有数据特征向量到约束中心点的加权欧氏距离;
- [0019] 基于计算得到的加权欧氏距离,形成数据约束条件。
- [0020] 可选的,在本发明第一方面的第三种实现方式中,所述基于计算得到的加权欧氏距离,形成数据约束条件,包括:
- [0021] 利用无监督学习算法进行数据聚类,确定约束中心点;
- [0022] 对数据库中的每个特征向量,根据设定的权重和函数,计算特征向量到约束中心点的加权欧氏距离;
- [0023] 对所有特征向量到约束中心点的加权欧氏距离进行对比,设定一个阈值T,根据所述阈值确定数据的约束条件;如果特征向量到约束中心点的加权欧氏距离小于或等于阈值,则该特征向量满足约束条件,反之则不满足;
- [0024] 利用得到的约束条件进行数据优化,对不满足约束条件的特征向量进行调整,直至所有特征向量都满足约束条件。
- [0025] 可选的,在本发明第一方面的第四种实现方式中,
- [0026] 设定的函数为: $f(x, y, z) = ax^2 + bxy + cyz + dz^3 + e$ ;
- [0027] 其中,参数  $x, y, z$  是输入值,而  $a, b, c, d, e$  是预设的权重因子;
- [0028] 加权欧氏距离计算公式如下:
- [0029]  $D = \sqrt{\{ (W_x * (x - C_x))^2 + (W_y * (f(x, y, z) - f(C_x, C_y, C_z)))^2 + (W_z * (z - C_z))^2 \}}$ ;
- [0030] 其中,D为加权欧氏距离,D表示特征向量 $(x, y, z)$ 和约束中心点 $C(C_x, C_y, C_z)$ 之间的距离;
- [0031]  $W_x, W_y, W_z$  是权重值;
- [0032]  $C_x, C_y, C_z$  分别是约束中心点的坐标, $C_x$ 表示约束中心点在第 $x$ 个维度上的坐标, $C_y$ 表示中心点在第 $y$ 个维度上的坐标, $C_z$ 表示中心点在第 $z$ 个维度上的坐标;
- [0033]  $f(x, y, z)$  表示输入值的函数值;
- [0034]  $f(C_x, C_y, C_z)$  是约束中心点的函数值;
- [0035]  $\sqrt{\quad}$ 表示开平方根。
- [0036] 可选的,在本发明第一方面的第五种实现方式中,所述根据得到的数据约束条件和数据特征向量,通过训练后的第二深度学习模型制定并优化能量调度策略,包括:
- [0037] 将得到的数据约束条件和数据特征向量作为输入,传入训练后的第二深度学习模型,其中,所述第二深度学习模型包括长短期记忆网络模型或者变压器模型;
- [0038] 基于第二深度学习模型根据输入的数据约束条件和特征向量,制定初始的能量调度策略;其中,所述初始的能量调度策略包括对未来特定时间段内的能源需求的预测以及

根据预期需求的优化能源分配；

[0039] 利用梯度下降对能量调度策略进行优化,不断迭代调整能量调度策略的参数,直至优化结果无明显改进时,停止优化,得到最优的能量调度策略。

[0040] 本发明第二方面提供了一种能量调度管理装置,所述能量调度管理装置包括:

[0041] 采集模块,用于通过物联网设备实时采集各个用电单位的用电信息,对所述用电信息进行预处理,得到结构化的用电数据;

[0042] 处理模块,用于基于预设的第一深度学习模型对用电数据进行学习分析,分析得到用电数据中的用电行为模式,并根据所述用电行为模式确定对应的特征提取模型,通过所述特征提取模型对用电数据进行特征向量化,得到用电数据的数据特征向量;其中,所述用电数据中的用电行为模式至少包括用电周期性波动行为、异常用电行为;

[0043] 计算模块,用于基于无监督的学习算法,选择出约束中心点,并对所有数据特征向量到约束中心点的加权欧氏距离进行计算,形成数据约束条件;

[0044] 能量调度策略生成模块,用于根据得到的数据约束条件和数据特征向量,通过训练后的第二深度学习模型制定并优化能量调度策略;其中,所述能量调度策略包括对未来特定时间段内的能源需求进行预测和优化能源分配。

[0045] 本发明第三方面提供了一种能量调度管理设备,包括:存储器和至少一个处理器,所述存储器中存储有指令;所述至少一个处理器调用所述存储器中的所述指令,以使得所述能量调度管理设备执行上述的能量调度管理方法。

[0046] 本发明的第四方面提供了一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质中存储有指令,当其在计算机上运行时,使得计算机执行上述的能量调度管理方法。

[0047] 本发明提供的技术方案中,有益效果:本发明提供了一种能量调度管理方法、装置、设备及存储介质,通过物联网设备实时采集各个用电单位的用电信息,对所述用电信息进行预处理,得到结构化的用电数据;基于预设的第一深度学习模型对用电数据进行学习分析,分析得到用电数据中的用电行为模式,并根据所述用电行为模式确定对应的特征提取模型,通过所述特征提取模型对用电数据进行特征向量化,得到用电数据的数据特征向量;基于无监督的学习算法,选择出约束中心点,并对所有数据特征向量到约束中心点的加权欧氏距离进行计算,形成数据约束条件;根据得到的数据约束条件和数据特征向量,通过训练后的第二深度学习模型制定并优化能量调度策略。本发明采用物联网设备实时采集用电信息,并用深度学习模型分析和学习,能有效挖掘和理解电力数据及其模式,进一步确定相应的特征提取模型。此外,通过无监督的学习算法,选出约束中心点,进行数据约束条件的形成,可以提高处理过程中的计算效率,并提升预测和优化结果的精度。最后,根据得到的数据约束条件和数据特征向量,通过训练后的深度学习模型制定并优化能源调度策略。优化后的能源调度策略不仅能够预测未来特定时间段的能源需求,还可以优化能源分配,实现更高效、节能和环保的能源使用。

## 附图说明

[0048] 图1为本发明实施例中能量调度管理方法的一个实施例示意图;

[0049] 图2为本发明实施例中能量调度管理装置的一个实施例示意图。

[0050] 本发明目的的实现、功能特点及优点将结合实施例,参照附图做进一步说明。

## 具体实施方式

[0051] 本发明实施例提供了一种能量调度管理方法、装置、设备及存储介质。本发明的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”、“第三”、“第四”等(如果存在)是用于区别类似的对象,而不必用于描述特定的顺序或先后次序。应该理解这样使用的数据在适当情况下可以互换,以便这里描述的实施例能够以除了在这里图示或描述的内容以外的顺序实施。此外,术语“包括”或“具有”及其任何变形,意图在于覆盖不排他的包含,例如,包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备不必限于清楚地列出的那些步骤或单元,而是可包括没有清楚地列出的或对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。

[0052] 为便于理解,下面对本发明实施例的具体流程进行描述,请参阅图1,本发明实施例中能量调度管理方法的一个实施例包括:

[0053] 步骤101、通过物联网设备实时采集各个用电单位的用电信息,对所述用电信息进行预处理,得到结构化的用电数据;

[0054] 可以理解的是,本发明的执行主体可以为能量调度管理装置,还可以是终端或者服务器,具体此处不做限定。本发明实施例以服务器为执行主体为例进行说明。

[0055] 具体的,物联网设备如智能电表被安装在用电单位,能够实时收集有关电力使用的信息。

[0056] 数据预处理部分处理原始数据中的噪声和异常值,同时也进行数据归一化,以便使数据更适合于模型的训练和理解。

[0057] 结构化处理将预处理后的数据转换为深度学习模型可以处理的格式,比如按照不同时间间隔(日、小时、分钟)创建数据点,用电参数(电压、电流、功率等)作为数据点的维度。

[0058] 步骤102、基于预设的第一深度学习模型对用电数据进行学习分析,分析得到用电数据中的用电行为模式,并根据所述用电行为模式确定对应的特征提取模型,通过所述特征提取模型对用电数据进行特征向量化,得到用电数据的数据特征向量;其中,所述用电数据中的用电行为模式至少包括用电周期性波动行为、异常用电行为;

[0059] 具体的,在这个步骤中,将使用一个预设的深度学习模型,例如卷积神经网络(CNN)或递归神经网络(RNN),初步处理和分析结构化的用电数据。

[0060] 一,深度学习模型开始从用电数据中识别和学习出用电行为模式。这些模式可能包括周期性波动行为和异常用电行为。周期性波动行为是指设备被打开和关闭的固定规律,例如每天早上7点到8点之间高峰,异常用电行为指的是不符合常规模式的电力使用,比如设备损坏引起的突然大幅度用电增加。

[0061] 二,然后根据这些明显的用电行为模式,确定一个适当的特征提取模型。特征提取模型的选择依赖于牵涉到的模式种类,对于简单的模式可以选择基于统计的方法,对于复杂的模式可能需要借助卷积或递归等深度学习结构。

[0062] 三,通过特征提取模型,将用电数据转换为特征向量,即数据特征向量。这一步的目标是尽可能地从原始数据中提取有用的信息,同时降低数据的维度和复杂性。

[0063] 步骤103、基于无监督的学习算法,选择出约束中心点,并对所有数据特征向量到约束中心点的加权欧氏距离进行计算,形成数据约束条件;



[0064] 具体的,首先,无监督学习算法运行,比如 K-means 或者 DBSCAN,来从所有数据特征向量中选出约束中心点。约束中心点是数据的一种抽象,代表一组数据特征的中心或平均情况,它可以帮助更好地理解 and 概述数据集的特征。

[0065] 然后,对于每一个数据特征向量,计算其到约束中心点的欧氏距离。这个距离反映了每个数据点与约束中心点在特征空间中的相似度或差异性。欧氏距离可以计算为两点之间每一个维度差值的平方和的平方根。当所述距离获得后,加权这些距离,可能依据每个用电行为模式的影响力或重要度,比如某些重要的用电行为模式具有更高的权重。

[0066] 接着,这些加权距离信息被组合起来,形成一个数据约束条件。这些约束条件将在接下来的步骤中用于指导深度学习模型的训练,以制定和优化能量调度策略。

[0067] 步骤104、根据得到的数据约束条件和数据特征向量,通过训练后的第二深度学习模型制定并优化能量调度策略;其中,所述能量调度策略包括对未来特定时间段内的能源需求进行预测和优化能源分配。

[0068] 具体的,预测能源需求是对未来用电量的预计。第二深度学习模型通过学习历史的用电数据以及数据约束条件,预测未来特定时间段内的能源需求。比如,可以预测明天早上7点到8点的用电量。这样可以帮助电力公司或电网更有效地规划和分配资源,以应对预期的需求。

[0069] 优化能源分配是指根据预测的能源需求,尽可能节约资源,同时满足用户需求。这通常涉及动态调整供电量,比如在低需求时段降低供电量,高需求时段增加供电量,从而平滑负荷曲线,降低整体耗能。

[0070] 本发明实施例中能量调度管理方法的另一个实施例包括:

[0071] 所述通过物联网设备实时采集各个用电单位的用电信息,对所述用电信息进行预处理,得到用电数据,包括:

[0072] 对来自物联网设备实时采集的各用电单位的详细用电信息进行筛选,删除冗余或不相关的用电信息;

[0073] 对筛选后的用电信息进行多维度的清洗,其中,所述多维度的清洗包括处理缺失值、异常值、重复值;

[0074] 通过数据标准化算法,将清洗后的用电信息标准化处理,得到结构化用电数据;

[0075] 将标准化处理后的结构化用电数据输入至区块链。

[0076] 具体的,以下是详细的解释和举例:

[0077] 一、筛选用电信息:物联网设备可能收集到各种各样的数据,比如电器的功率、电压、电流、控制状态(如开/关,温度设定等)、设备标识符、时间戳等。在这个步骤中,只关心某些特定的信息,例如电压、电流和功率,这样便可以删除如设备标识符和时间戳等看作冗余的信息。比如,从每小时收集的100个变量中筛选出10个真正需要的变量。

[0078] 二、多维度清洗:在筛选后,可能会遇到一些数据质量问题,比如:

[0079] 缺失值:如果某些设备在某些时间段内没有数据,例如由于设备故障或者网络中断,需要对这些缺失值进行处理。对于缺失值处理的一个简单例子就是使用插值方法,例如假设有一个空调每小时的用电量数据,然后在某个小时没有记录,可以将前后两个小时的用电量取平均值作为那个小时的用电量。

[0080] 异常值:这可能是由设备故障、网络问题或者数据录入错误引起的。比如,认为一

个小时内的某家电使用的电力超过了它的标称功率的10倍,这显然是不合常理的,这样的数据点就可以被标记为异常值并进行处理。

[0081] 重复值:数据重复可能是由于设备采集、网络传输或者数据录入过程中的错误造成的,需要避免同一时间点有重复记录。例如,一台洗衣机在12点05分发送了两次相同的功率数据,那么便可以把其中一条数据视为重复并删除。

[0082] 三、标准化:数据清洗后,需要通过标准化算法对数据进行标准化处理,这样可以解决数据量纲不同,不在一个量级上造成的问题,也可以加速模型的收敛速度。这可能涉及到将数据调整到特定的范围,例如0-1之间,或者进行归一化使数据呈现为零均值和单位方差。

[0083] 四、输入区块链:在数据预处理结束后,得到了结构化的用电数据,然后可以将其存入区块链。比如,将区块链视为一个分布式数据库,每小时或每天将所有采集到针对每台设备的用电数据,如电压、电流、功率等,存入一个新的区块中。基于区块链的特性,这样的存储方式保证了数据的完整性、不可篡改性,以便对电力使用情况进行跟踪、校验或分析用途。

[0084] 本发明实施例中能量调度管理方法的另一个实施例包括:

[0085] 所述基于无监督的学习算法,选择出约束中心点,并对所有数据特征向量到约束中心点的加权欧氏距离进行计算,形成数据约束条件,包括:

[0086] 基于预设的无监督学习算法,对提取到的数据特征向量进行分析,找出内在的数据模式和群聚,每一群聚的中心点被定义为约束中心点;

[0087] 计算所有数据特征向量到约束中心点的加权欧氏距离;

[0088] 基于计算得到的加权欧氏距离,形成数据约束条件。

[0089] 具体的,这个无监督学习过程可以拆分为三个步骤:找出群聚中心点,计算加权欧氏距离,形成数据约束条件。

[0090] 找出群聚中心点:这一步利用预设的无监督学习算法(如K-Means)对数据特征向量进行分析,将每一群聚的中心点定义为约束中心点。例如,K-means会使用数据中的K个点作为初始的中心点,然后通过算法迭代寻找最优的群聚中心。

[0091] 计算加权欧氏距离:欧氏距离是常用的计算数据点间距离的方式,加权的部分则表示不同的特征可能具有不同的权重。算法会计算所有数据特征向量到每个约束中心点的加权欧氏距离。

[0092] 形成数据约束条件:根据计算出的加权欧氏距离生成规则或者约束条件,这些约束条件可以在后续的数据分析或预测中使用。

[0093] 举例:如果有一组数据包括学生的学习表现,想找出学习模式,无监督学习算法(K-Means)可以找出不同的学习模式(约束中心点,例如优秀、普通、需要改进)。再根据每个学生的学习模式到这些中心点的加权欧式距离(加权可以是你某个特征如数学分数的重视程度)形成约束条件,用以对未来新的学生进行评估。

[0094] 本发明实施例中能量调度管理方法的另一个实施例包括:

[0095] 所述基于计算得到的加权欧氏距离,形成数据约束条件,包括:

[0096] 利用无监督学习算法进行数据聚类,确定约束中心点;

[0097] 对数据库中的每个特征向量,根据设定的权重和函数,计算特征向量到约束中心

点的加权欧氏距离；

[0098] 对所有特征向量到约束中心点的加权欧氏距离进行对比,设定一个阈值T,根据所述阈值确定数据的约束条件;如果特征向量到约束中心点的加权欧氏距离小于或等于阈值,则该特征向量满足约束条件,反之则不满足;

[0099] 利用得到的约束条件进行数据优化,对不满足约束条件的特征向量进行调整,直至所有特征向量都满足约束条件。

[0100] 具体的,主要涉及到数据的聚类,加权欧氏距离的计算,阈值T的设定以及不满足约束条件的特征向量的调整。

[0101] 确定约束中心点:无监督学习算法如K-Means用于进行数据聚类,确定各个群聚的中心点,称为约束中心点。

[0102] 计算加权欧氏距离:针对数据库中的每个特征向量,按照设定的权重和函数计算特征向量到约束中心点的加权欧氏距离。

[0103] 确定数据约束条件:设定一个阈值T,并与每个特征向量到约束中心点的距离进行比较。如果该距离小于或等于T,该特征向量满足约束条件,否则则不满足。

[0104] 数据优化:对非满足条件的特征向量进行调整,直到所有特征向量满足约束条件。

[0105] 举例来说,假设正在分析一个大学生的数据集,无监督学习算法可以通过学生的课程成绩等特征确定各个学习模式群聚的中心点(约束中心点)。计算每个学生(特征向量)与约束中心点的加权欧氏距离,权重取决于对课程的关注度。然后,设定一个阈值T,例如一定的距离,作为决定学生是否符合某个学习模式的约束条件。最后,对不满足约束条件的学生数据进行相应的调整,比如增加他们的课程强度,直到他们满足设定的约束条件。

[0106] 本发明实施例中能量调度管理方法的另一个实施例包括:

[0107] 设定的函数为: $f(x, y, z) = ax^2 + bxy + cyz + dz^3 + e$ ;

[0108] 其中,参数  $x, y, z$  是输入值,而  $a, b, c, d, e$  是预设的权重因子;

[0109] 加权欧氏距离计算公式如下:

[0110]  $D = \sqrt{\{ (W_x * (x - C_x))^2 + (W_y * (f(x, y, z) - f(C_x, C_y, C_z)))^2 + (W_z * (z - C_z))^2 \}}$ ;

[0111] 其中,D为加权欧氏距离,D表示特征向量(x,y,z)和约束中心点C(C<sub>x</sub>,C<sub>y</sub>,C<sub>z</sub>)之间的距离;

[0112]  $W_x, W_y, W_z$  是权重值;

[0113]  $C_x, C_y, C_z$  分别是约束中心点的坐标, $C_x$ 表示约束中心点在第x个维度上的坐标, $C_y$ 表示中心点在第y个维度上的坐标, $C_z$ 表示中心点在第z个维度上的坐标;

[0114]  $f(x, y, z)$  表示输入值的函数值;

[0115]  $f(C_x, C_y, C_z)$  是约束中心点的函数值;

[0116] sqrt表示开平方根。

[0117] 本发明实施例中能量调度管理方法的另一个实施例包括:

[0118] 所述根据得到的数据约束条件和数据特征向量,通过训练后的第二深度学习模型制定并优化能量调度策略,包括:

[0119] 将得到的数据约束条件和数据特征向量作为输入,传入训练后的第二深度学习模型,其中,所述第二深度学习模型包括长短期记忆网络模型或者变压器模型;

[0120] 基于第二深度学习模型根据输入的数据约束条件和特征向量,制定初始的能量调度策略;其中,所述初始的能量调度策略包括对未来特定时间段内的能源需求的预测以及根据预期需求的优化能源分配;

[0121] 利用梯度下降对能量调度策略进行优化,不断迭代调整能量调度策略的参数,直至优化结果无明显改进时,停止优化,得到最优的能量调度策略。

[0122] 上面对本发明实施例中能量调度管理方法进行了描述,下面对本发明实施例中能量调度管理装置进行描述,请参阅图2,本发明实施例中能量调度管理装置1一个实施例包括:

[0123] 采集模块11,用于通过物联网设备实时采集各个用电单位的用电信息,对所述用电信息进行预处理,得到结构化的用电数据;

[0124] 处理模块12,用于基于预设的第一深度学习模型对用电数据进行学习分析,分析得到用电数据中的用电行为模式,并根据所述用电行为模式确定对应的特征提取模型,通过所述特征提取模型对用电数据进行特征向量化,得到用电数据的数据特征向量;其中,所述用电数据中的用电行为模式至少包括用电周期性波动行为、异常用电行为;

[0125] 计算模块13,用于基于无监督的学习算法,选择出约束中心点,并对所有数据特征向量到约束中心点的加权欧氏距离进行计算,形成数据约束条件;

[0126] 能量调度策略生成模块14,用于根据得到的数据约束条件和数据特征向量,通过训练后的第二深度学习模型制定并优化能量调度策略;其中,所述能量调度策略包括对未来特定时间段内的能源需求进行预测和优化能源分配。

[0127] 在本实施例中,上述能量调度管理装置实施例中的各个模块的具体实现,请参照上述能量调度管理方法实施例中所述,在此不再进行赘述。

[0128] 本发明还提供一种能量调度管理设备,所述能量调度管理设备包括存储器和处理器,存储器中存储有计算机可读指令,计算机可读指令被处理器执行时,使得处理器执行上述各实施例中的所述能量调度管理方法的步骤。

[0129] 本发明还提供一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质可以为非易失性计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质也可以为易失性计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质中存储有指令,当所述指令在计算机上运行时,使得计算机执行所述能量调度管理方法的步骤。

[0130] 有益效果:本发明提供的一种能量调度管理方法、装置、设备及存储介质,通过物联网设备实时采集各个用电单位的用电信息,对所述用电信息进行预处理,得到结构化的用电数据;基于预设的第一深度学习模型对用电数据进行学习分析,分析得到用电数据中的用电行为模式,并根据所述用电行为模式确定对应的特征提取模型,通过所述特征提取模型对用电数据进行特征向量化,得到用电数据的数据特征向量;基于无监督的学习算法,选择出约束中心点,并对所有数据特征向量到约束中心点的加权欧氏距离进行计算,形成数据约束条件;根据得到的数据约束条件和数据特征向量,通过训练后的第二深度学习模型制定并优化能量调度策略。本发明采用物联网设备实时采集用电信息,并用深度学习模型分析和学习,能有效挖掘和理解电力数据及其模式,进一步确定相应的特征提取模型。此外,通过无监督的学习算法,选出约束中心点,进行数据约束条件的形成,可以提高处理过程中的计算效率,并提升预测和优化结果的精度。最后,根据得到的数据约束条件和数据特

征向量,通过训练后的深度学习模型制定并优化能源调度策略。优化后的能源调度策略不仅能够预测未来特定时间段的能源需求,还可以优化能源分配,实现更高效、节能和环保的能源使用。

[0131] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的系统,装置和单元的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0132] 所述集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备)执行本发明各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(read-only memory, ROM)、随机存取存储器(random access memory, RAM)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0133] 以上所述,以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的精神和范围。

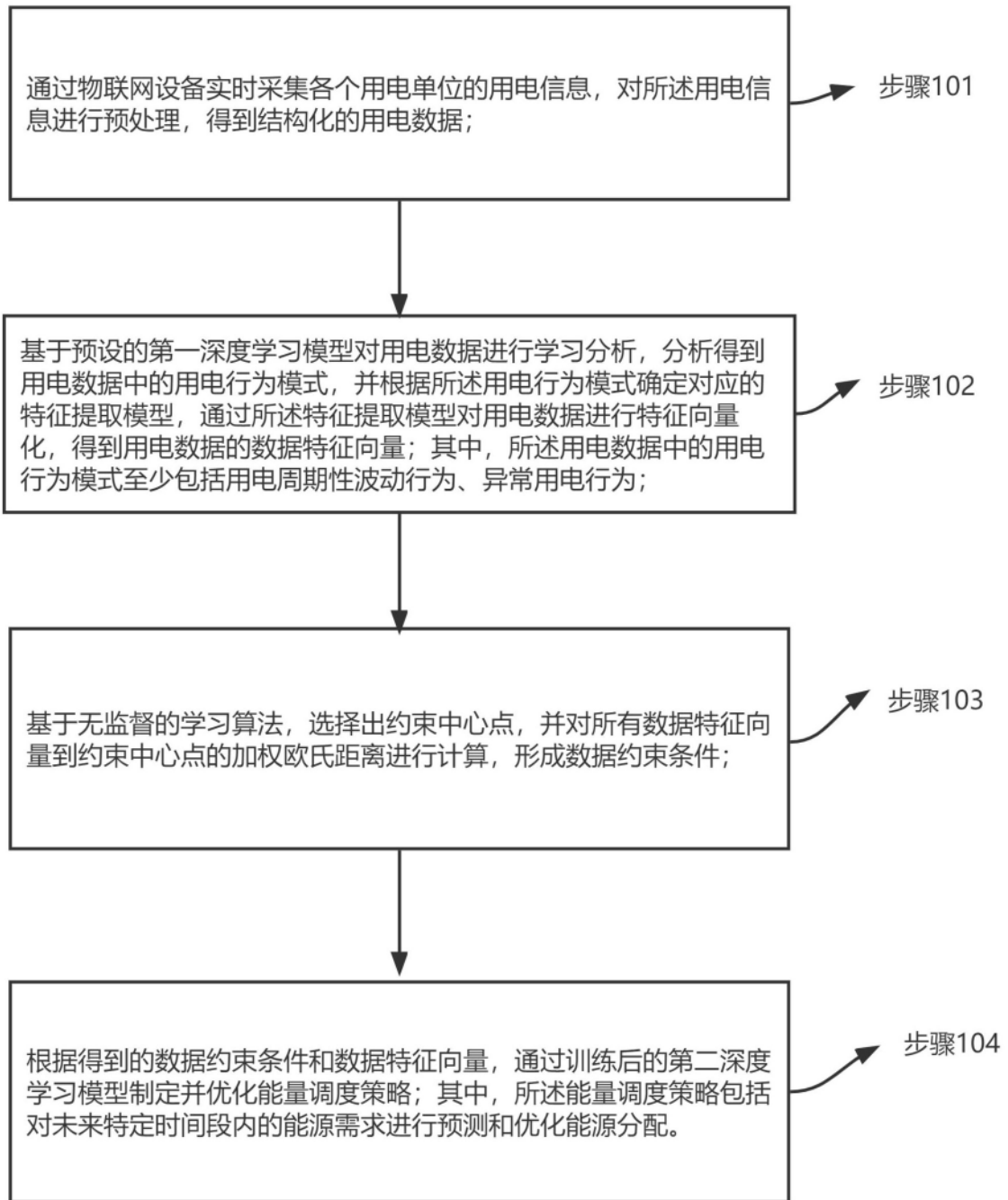


图1

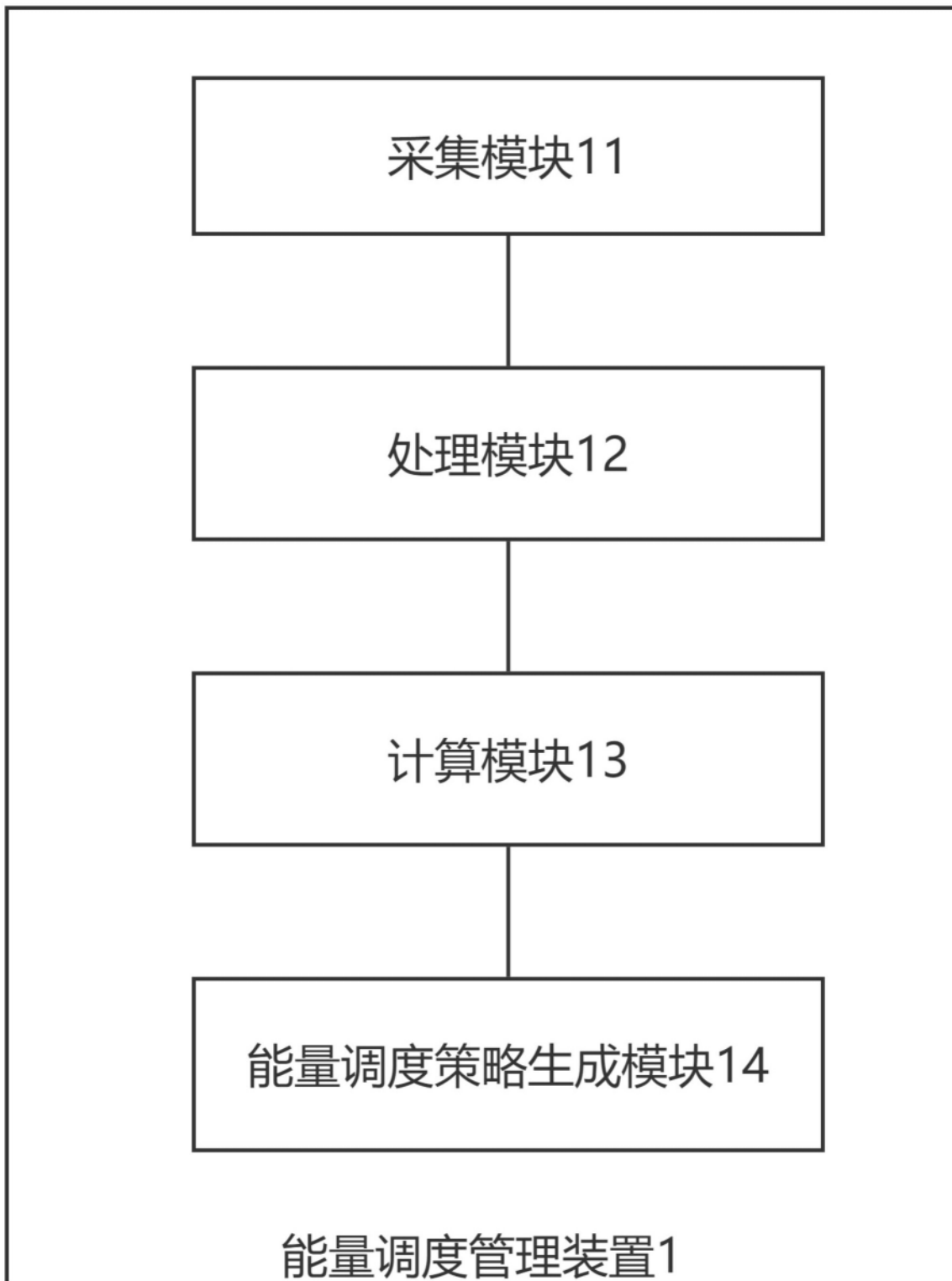


图2