



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111179110 B

(45) 授权公告日 2023. 09. 05

(21) 申请号 201911239583.2

G06N 3/04 (2023.01)

(22) 申请日 2019.12.06

G06N 3/08 (2023.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 111179110 A

(56) 对比文件

CN 109523052 A, 2019.03.26

CN 108388973 A, 2018.08.10

(43) 申请公布日 2020.05.19

CN 102903268 A, 2013.01.30

(73) 专利权人 清华-伯克利深圳学院筹备办公室

CN 103971181 A, 2014.08.06

CN 107506851 A, 2017.12.22

地址 518000 广东省深圳市南山区桃源街道学苑大道1001号南山智园

CN 106779487 A, 2017.05.31

AR 93075 A4, 2015.05.20

(72) 发明人 周建国 孙宏斌 许银亮 杨仑
仪忠凯 王黎明

CN 104809545 A, 2015.07.29

CN 110516851 A, 2019.11.29

(74) 专利代理机构 广州嘉权专利商标事务所有
限公司 44205

CN 106096790 A, 2016.11.09

CN 108876091 A, 2018.11.23

专利代理师 洪铭福

徐青山;丁一帆;郑爱霞.计及需求响应的电网安全优化调度模型.控制与决策.2017,(03),

(51) Int.Cl.

审查员 陈贝

G06Q 50/06 (2012.01)

G06F 18/23213 (2023.01)

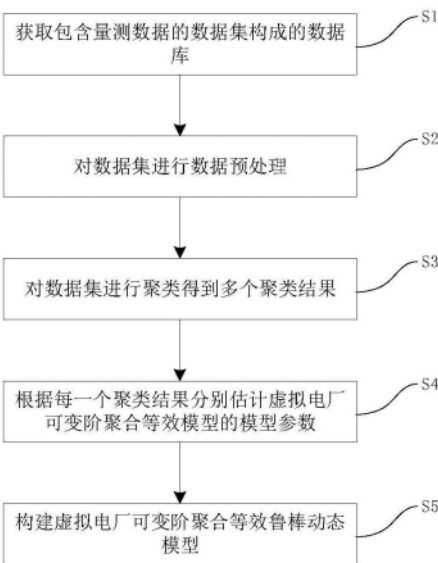
权利要求书3页 说明书8页 附图3页

(54) 发明名称

虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法及装置

(57) 摘要

本发明公开了虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法及装置。涉及能源互联网技术领域,通过获取包含量测数据的数据集构成的数据库,对数据集进行聚类得到多个聚类结果,根据每一个聚类结果分别估计虚拟电厂可变阶聚合等效模型的模型参数,利用神经网络逐一训练虚拟电厂可变阶聚合等效模型,得到对应于聚类结果数量的虚拟电厂可变阶聚合等效模型的鲁棒参数集,根据鲁棒参数集分别构建虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型。构建的模型能够准确有效刻画虚拟电厂动态特性,适用于不同运行场景和运行条件,通用性强,可解释性及鲁棒性好,对促进虚拟电厂的发展、能源互联网的安全稳定运行和电力市场的完善有重要意义,具有很高的实用价值。



CN 111179110 B

1. 一种虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法,其特征在于,包括:

获取包含量测数据的数据集构成的数据库;

对所述数据集进行聚类得到多个聚类结果;

根据每一个所述聚类结果分别估计虚拟电厂可变阶聚合等效模型的模型参数;

利用神经网络逐一训练所述虚拟电厂可变阶聚合等效模型,得到对应于所述聚类结果数量的所述虚拟电厂可变阶聚合等效模型的鲁棒参数集,根据所述鲁棒参数集分别构建所述虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型;

所述虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型为包含暂态响应和恢复响应的频率和电压响应模型,表示为:

$$y_d(t) = y_t(t) + y_r(t)$$

其中, $y_d(t)$ 表示频率和电压响应模型, $y_t(t)$ 表示暂态响应模型, $y_r(t)$ 表示恢复响应模型;

所述恢复响应模型 $y_r(t)$ 表示为:

$$y_r(t) = L^{-1}[g_2(s)G(s)]$$

$$g_2(t) = y_s(t) - y_t(t)$$

$$G(s) = \sum_{i=1}^n \frac{c_i}{s - p_i}$$

其中, $g_2(s)$ 表示 $g_2(t)$ 的拉普拉斯变换形式, $G(s)$ 为可变阶线性传递函数, p_i 和 c_i 分别为 $G(s)$ 的极点和零点, n 为最优阶数; $y_s(t)$ 表示稳态响应模型;

所述暂态响应模型 $y_t(t)$ 表示为:

$$y_t(t) = y_0 \left[\lambda_{p1} \left(\frac{P_{vpp_grid}}{P_{vpp_grid,0}} \right) + \lambda_{q1} \left(\frac{Q_{vpp_grid}}{Q_{vpp_grid,0}} \right) + \lambda_{p2} \left(\frac{P_{vpp}}{P_{vpp,0}} \right) + \lambda_{q2} \left(\frac{Q_{vpp}}{Q_{vpp,0}} \right) + \lambda_2 \right],$$

$$\sum_{i=1}^2 (\lambda_{pi} + \lambda_{qi}) + \lambda_2 = 1$$

其中, λ_{p1} 、 λ_{q1} 、 λ_{p2} 、 λ_{q2} 、 λ_2 表示多项式的系数; y_0 表示扰动前的电压值, P_{vpp_grid} 表示虚拟电厂与电网交换的有功功率向量, Q_{vpp_grid} 表示虚拟电厂与电网交换的无功功率向量, P_{vpp} 表示虚拟电厂内部有功功率发电量向量, Q_{vpp} 表示虚拟电厂内部无功功率发电量向量; $P_{vpp_grid,0}$ 表示扰动前的虚拟电厂与电网交换的有功功率向量, $Q_{vpp_grid,0}$ 表示扰动前的虚拟电厂与电网交换的无功功率向量, $P_{vpp,0}$ 表示扰动前的虚拟电厂内部有功功率发电量向量, $Q_{vpp,0}$ 表示扰动前的虚拟电厂内部无功功率发电量向量;

所述稳态响应模型 $y_s(t)$ 表示为:

$$y_s(t) = y_0 \left[\varphi_{p1} \left(\frac{P_{vpp_grid}}{P_{vpp_grid,0}} \right) + \varphi_{q1} \left(\frac{Q_{vpp_grid}}{Q_{vpp_grid,0}} \right) + \varphi_{p2} \left(\frac{P_{vpp}}{P_{vpp,0}} \right) + \varphi_{q2} \left(\frac{Q_{vpp}}{Q_{vpp,0}} \right) + \varphi_2 \right],$$

$$\sum_{i=1}^2 (\varphi_{pi} + \varphi_{qi}) + \varphi_2 = 1$$

其中, φ_{p1} 、 φ_{q1} 、 φ_{p2} 、 φ_{q2} 和 φ_2 表示的多项式系数。

2. 根据权利要求1所述的一种虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法,其特

征在于,所述量测数据包括:虚拟电厂与电网连接点的电压时域有效值向量和频率时域有效值向量、虚拟电厂与电网交换的有功功率向量和无功功率向量、虚拟电厂内部有功功率发电量向量和无功功率发电量向量和灵活性负荷需求量向量、虚拟电厂内部负荷构成和发电构成。

3.根据权利要求1所述的一种虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法,其特征在于,对多个所述数据集进行聚类得到聚类结果具体包括:利用k-means++算法采用扰动前稳态数据对多个所述数据集进行聚类得到多个类。

4.根据权利要求1所述的一种虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法,其特征在于,所述神经网络为两层前馈神经网络,包含一个隐含层和一个输出层,表示为:

$$y=f(W^T x+b)$$

其中,x表示所述神经网络的输入,y表示所述神经网络的输出,W表示所述神经网络的权值,b表示所述神经网络的偏置值,函数f(g)表示传输函数,所述神经网络的传递函数为sigmoid函数,损失函数为最小均方误差函数。

5.根据权利要求1至4任一项所述的一种虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法,其特征在于,还包括:对多个所述数据集进行数据预处理,所述数据预处理包括:

从所述数据集中获取扰动前电压时域有效值向量、频率时域有效值向量、有功功率稳态值、无功功率稳态值;

将所述数据集随机分为测试集和训练集。

6.根据权利要求5所述的一种虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法,其特征在于,对所述虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型进行测试的过程包括:

选择与当前虚拟电厂欧氏距离最小的聚类结果对应的神经网络;

将所述测试集作为所述神经网络的输入,得到新的鲁棒参数集;

根据所述新的鲁棒参数集重新生成所述虚拟电厂与公共电网连接点的频率响应和电压响应;

比较所述频率响应和所述电压响应与实际量测数据的误差均方根,评估所述虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型的性能。

7.一种虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模装置,其特征在于,包括:

获取模块:用于获取包含量测数据的数据集构成的数据库;

聚类模块:用于对所述数据集进行聚类得到多个聚类结果;

估计模块:用于根据每一个所述聚类结果分别估计虚拟电厂可变阶聚合等效模型的模型参数;

等效模块:用于利用神经网络逐一训练所述虚拟电厂可变阶聚合等效模型,得到对应于所述聚类结果数量的所述虚拟电厂可变阶聚合等效模型的鲁棒参数集,根据所述鲁棒参数集分别构建所述虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型;

所述虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型为包含暂态响应和恢复响应的频率和电压响应模型,表示为:

$$y_d(t)=y_t(t)+y_r(t)$$

其中, $y_d(t)$ 表示频率和电压响应模型, $y_t(t)$ 表示暂态响应模型, $y_r(t)$ 表示恢复响应模型;

所述恢复响应模型 $y_r(t)$ 表示为:

$$y_r(t) = L^{-1}[g_2(s)G(s)]$$

$$g_2(t) = y_s(t) - y_t(t)$$

$$G(s) = \sum_{i=1}^n \frac{c_i}{s - p_i}$$

其中, $g_2(s)$ 表示 $g_2(t)$ 的拉普拉斯变换形式, $G(s)$ 为可变阶线性传递函数, p_i 和 c_i 分别为 $G(s)$ 的极点和零点, n 为最优阶数; $y_s(t)$ 表示稳态响应模型;

所述暂态响应模型 $y_t(t)$ 表示为:

$$y_t(t) = y_0 \left[\lambda_{p1} \left(\frac{P_{vpp_grid}}{P_{vpp_grid,0}} \right) + \lambda_{q1} \left(\frac{Q_{vpp_grid}}{Q_{vpp_grid,0}} \right) + \lambda_{p2} \left(\frac{P_{vpp}}{P_{vpp,0}} \right) + \lambda_{q2} \left(\frac{Q_{vpp}}{Q_{vpp,0}} \right) + \lambda_2 \right],$$

$$\sum_{i=1}^2 (\lambda_{pi} + \lambda_{qi}) + \lambda_2 = 1$$

其中, λ_{p1} 、 λ_{q1} 、 λ_{p2} 、 λ_{q2} 、 λ_2 表示多项式的系数; y_0 表示扰动前的电压值, P_{vpp_grid} 表示虚拟电厂与电网交换的有功功率向量, Q_{vpp_grid} 表示虚拟电厂与电网交换的无功功率向量, P_{vpp} 表示虚拟电厂内部有功功率发电量向量, Q_{vpp} 表示虚拟电厂内部无功功率发电量向量; $P_{vpp_grid,0}$ 表示扰动前的虚拟电厂与电网交换的有功功率向量, $Q_{vpp_grid,0}$ 表示扰动前的虚拟电厂与电网交换的无功功率向量, $P_{vpp,0}$ 表示扰动前的虚拟电厂内部有功功率发电量向量, $Q_{vpp,0}$ 表示扰动前的虚拟电厂内部无功功率发电量向量;

所述稳态响应模型 $y_s(t)$ 表示为:

$$y_s(t) = y_0 \left[\varphi_{p1} \left(\frac{P_{vpp_grid}}{P_{vpp_grid,0}} \right) + \varphi_{q1} \left(\frac{Q_{vpp_grid}}{Q_{vpp_grid,0}} \right) + \varphi_{p2} \left(\frac{P_{vpp}}{P_{vpp,0}} \right) + \varphi_{q2} \left(\frac{Q_{vpp}}{Q_{vpp,0}} \right) + \varphi_2 \right],$$

$$\sum_{i=1}^2 (\varphi_{pi} + \varphi_{qi}) + \varphi_2 = 1$$

其中, φ_{p1} 、 φ_{q1} 、 φ_{p2} 、 φ_{q2} 和 φ_2 表示的多项式系数。

8.一种虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模设备,其特征在于,包括:

至少一个处理器;以及,与所述至少一个处理器通信连接的存储器;

其中,所述处理器通过调用所述存储器中存储的计算机程序,用于执行如权利要求1至6任一项所述的方法。

9.一种计算机可读存储介质,其特征在于,所述计算机可读存储介质存储有计算机可执行指令,所述计算机可执行指令用于使计算机执行如权利要求1至6任一项所述的方法。

虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及能源互联网技术领域,尤其是涉及一种虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法及装置。

背景技术

[0002] 可再生能源的高速发展和在电力系统中的大量渗透给可再生能源的大规模高效集成、利用和电力系统的安全、可靠、高效运行带来严峻挑战。信息通信技术、人工智能技术、电力变换技术等先进理论技术的高速发展以及应对可再生能源带来的挑战促成了虚拟电厂技术产生。虚拟电厂对促进能源互联网发展起着关键作用,是当前研究的热点问题之一。如何建立虚拟电厂的模型,特别是动态模型是研究和发展虚拟电厂的关键点和难点。

[0003] 目前的研究主要聚焦于面向电力市场参与的虚拟电厂的静态模型的建立,特别是虚拟电厂中可再生能源和灵活性负荷的不确定性的模型描述,尚没有研究面向能源互联网系统稳定性分析、运行和控制的虚拟电厂等效动态模型,特别是适用于不同场景和运行条件的虚拟电厂聚合等效鲁棒动态模型的研究。现有研究的不足限制了虚拟电厂的发展和电力市场的完善,需研制出一种能够适用于不同场景和运行条件的虚拟电厂通用聚合等效鲁棒动态模型。

发明内容

[0004] 本发明旨在至少解决现有技术中存在的技术问题之一。为此,本发明提出一种虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法,能够构建适用于不同场景和运行条件的虚拟电厂通用聚合等效鲁棒动态模型。

[0005] 第一方面,本发明的一个实施例提供了A:一种虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法,包括:

[0006] 获取包含量测数据的数据集构成的数据库;

[0007] 对所述数据集进行聚类得到多个聚类结果;

[0008] 根据每一个所述聚类结果分别估计虚拟电厂可变阶聚合等效模型的模型参数;

[0009] 利用神经网络逐一训练所述虚拟电厂可变阶聚合等效模型,得到对应于所述聚类结果数量的所述虚拟电厂可变阶聚合等效模型的鲁棒参数集,根据所述鲁棒参数集分别构建所述虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型。

[0010] 进一步地,所述量测数据包括:虚拟电厂与电网连接点的电压时域有效值向量和频率时域有效值向量、虚拟电厂与电网交换的有功功率向量和无功功率向量、虚拟电厂内部有功功率发电量向量和无功功率发电量向量和灵活性负荷需求量向量、虚拟电厂内部负荷构成和发电构成。

[0011] 进一步地,所述虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型为包含暂态响应和恢复响应的频率和电压响应模型,表示为:

[0012] $y_d(t) = y_t(t) + y_r(t)$

[0013] 其中, $y_d(t)$ 表示频率和电压响应模型, $y_t(t)$ 表示暂态响应模型, $y_r(t)$ 表示恢复响应模型。

[0014] 进一步地, 所述对多个所述数据集进行聚类得到聚类结果具体包括: 利用k-means++算法采用扰动前稳态数据对多个所述数据集进行聚类得到多个类。

[0015] 进一步地, 所述神经网络为两层前馈神经网络, 包含一个隐含层和一个输出层, 表示为:

$$[0016] \quad y = f(W^T x + b)$$

[0017] 其中, x 表示所述神经网络的输入, y 表示所述神经网络的输出, W 表示所述神经网络的权值, b 表示所述神经网络的偏置值, 函数 $f(\cdot)$ 表示传输函数, 所述神经网络的传递函数为sigmoid函数, 损失函数为最小均方误差函数。

[0018] 进一步地, 还包括: 对多个所述数据集进行数据预处理, 所述数据预处理包括:

[0019] 从所述数据集中获取扰动前电压时域有效值向量、频率时域有效值向量、有功功率稳态值、无功功率稳态值;

[0020] 将所述数据集随机分为测试集和训练集。

[0021] 进一步地, 对所述虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型进行测试的过程包括:

[0022] 选择与当前虚拟电厂欧氏距离最小的聚类结果对应的神经网络;

[0023] 将所述测试集作为所述神经网络的输入, 得到新的鲁棒参数集;

[0024] 根据所述新的鲁棒参数集重新生成所述虚拟电厂与公共电网连接点的频率响应和电压响应;

[0025] 比较所述频率响应和所述电压响应与实际量测数据的误差均方根, 评估所述虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型的性能。

[0026] 第二方面, 本发明的一个实施例提供了B: 一种虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模装置, 包括:

[0027] 获取模块: 用于获取包含量测数据的数据集构成的数据库;

[0028] 聚类模块: 用于对所述数据集进行聚类得到多个聚类结果;

[0029] 估计模块: 用于根据每一个所述聚类结果分别估计虚拟电厂可变阶聚合等效模型的模型参数;

[0030] 等效模块: 用于利用神经网络逐一训练所述虚拟电厂可变阶聚合等效模型, 得到对应于所述聚类结果数量的所述虚拟电厂可变阶聚合等效模型的鲁棒参数集, 根据所述鲁棒参数集分别构建所述虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型。

[0031] 第三方面, 本发明提供一种虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模设备, 包括:

[0032] 至少一个处理器, 以及与所述至少一个处理器通信连接的存储器;

[0033] 其中, 所述处理器通过调用所述存储器中存储的计算机程序, 用于执行如第一方面任一项所述的方法。

[0034] 第四方面, 本发明提供一种计算机可读存储介质, 所述计算机可读存储介质存储有计算机可执行指令, 所述计算机可执行指令用于使计算机执行如第一方面任一项所述的方法。

[0035] 本发明的有益效果是:

[0036] 本发明通过获取包含量测数据的数据集构成的数据库,对数据集进行聚类得到多个聚类结果,根据每一个聚类结果分别估计虚拟电厂可变阶聚合等效模型的模型参数,利用神经网络逐一训练虚拟电厂可变阶聚合等效模型,得到对应于聚类结果数量的虚拟电厂可变阶聚合等效模型的鲁棒参数集,根据鲁棒参数集分别构建虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型。构建的模型能够准确有效刻画虚拟电厂动态特性,适用于不同运行场景和运行条件,通用性强,可解释性及鲁棒性好,对促进虚拟电厂的发展、能源互联网的安全稳定运行和电力市场的完善有重要意义,具有很高的实用价值。

[0037] 可广泛应用于能源互联网技术领域。

附图说明

[0038] 图1是本发明实施例一虚拟电厂示意图;

[0039] 图2是本发明实施例一虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法的实现流程图;

[0040] 图3是本发明实施例一虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法的模型方框图;

[0041] 图4是本发明实施例一虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法的测试过程流程图示意图;

[0042] 图5是本发明实施例一虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法的建模过程流程图;

[0043] 图6是本发明实施例一虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模装置的结构框图。

具体实施方式

[0044] 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,下面将对照附图说明本发明的具体实施方式。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,并获得其他的实施方式。

[0045] 除非另有定义,本文所使用的所有的技术和科学术语与属于本发明的技术领域的技术人员通常理解的含义相同。本文中在本发明的说明书中所使用的术语只是为了描述具体的实施例的目的,不是旨在于限制本发明。

[0046] 实施例一:

[0047] 本发明实施例一提供一种虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法,如图1所示,为虚拟电厂示意图,虚拟电厂与外部主电网之间通过公共连接点PCC连接。

[0048] 图2为本发明实施例提供的虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法的实现流程图,如图2所示,该方法包括以下步骤:

[0049] S1:获取包含量测数据的数据集构成的数据库,假设有N个数据集,每个数据集均包括量测数据。

[0050] 本实施例中,量测数据包括:虚拟电厂与电网连接点的电压时域有效值向量 V_i 和频率时域有效值向量 f_i 、虚拟电厂与电网交换的有功功率向量 P_{vpp_grid} 和无功功率向量

Q_{vpp_grid} 、虚拟电厂内部有功功率发电量向量 P_{vpp} 和无功功率发电量向量 Q_{vpp} 和灵活性负荷需求向量 $(P_{vpp, FlexD}, Q_{vpp, FlexD})$ 、虚拟电厂内部负荷构成 LM_{vpp} 和发电构成 GM_{vpp} 。

[0051] S2:对数据集进行数据预处理。

[0052] 本实施例中,数据预处理包括:1)从N个数据集中获取扰动前电压时域有效值向量、频率时域有效值向量、有功功率稳态值、无功功率稳态值;2)将N个数据集随机分为两组,分别是 N_t 个数据集构成的测试集和 N_d 个数据集构成的训练集,其中训练集用于生成虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型,测试集用于测试生成的虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型性能。

[0053] S3:对数据集进行聚类得到多个聚类结果。

[0054] S4:根据每一个聚类结果分别估计虚拟电厂可变阶聚合等效模型的模型参数,即为每一个聚类结果估计一套模型参数,得到对应于聚类结果数量的虚拟电厂可变阶聚合等效模型。

[0055] S5:构建虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型,指利用多个神经网络逐一训练S4中得到的虚拟电厂可变阶聚合等效模型,得到对应于聚类结果数量的虚拟电厂可变阶聚合等效模型的鲁棒参数集,根据鲁棒参数集分别构建虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型。

[0056] 神经网络(Artificial Neural Network,即ANN)从信息处理角度对人脑神经元网络进行抽象,建立某种简单模型,按不同的连接方式组成不同的网络。

[0057] 下面是本实施例中虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型数学描述。

[0058] 本实施例中,虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型为包含暂态响应和恢复响应的频率和电压响应模型,表示为:

$$[0059] \quad y_d(t) = y_t(t) + y_r(t) \quad (1)$$

[0060] 上式(1)中, $y_d(t)$ 表示频率和电压响应模型, $y_t(t)$ 表示暂态响应模型, $y_r(t)$ 表示恢复响应模型。

[0061] 如图3所示,为本实施例中虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型方框图,从图中可见,输入包括 P_{vpp_grid} 、 Q_{vpp_grid} 、 P_{vpp} 、 Q_{vpp} 在内,经过 $g_2(s) \rightarrow G(s)$,以及 $g_1(t)$ 叠加得到频率和电压响应模型 $y_d(t)$,具体数学描述如下所示。

[0062] 恢复响应模型 $y_r(t)$ 表示为:

$$[0063] \quad y_r(t) = L^{-1}[g_2(s)G(s)] \quad (2)$$

$$[0064] \quad g_2(t) = y_s(t) - y_t(t) \quad (3)$$

$$[0065] \quad G(s) = \sum_{i=1}^n \frac{c_i}{s - p_i} \quad (4)$$

[0066] 其中, $g_2(s)$ 表示 $g_2(t)$ 的拉普拉斯变换形式, $G(s)$ 为可变阶线性传递函数, p_i 和 c_i 分别为 $G(s)$ 的极点和零点, n 为最优阶数。

[0067] 暂态响应模型 $y_t(t)$ 表示为:

$$[0068] \quad y_t(t) = y_0 \left[\lambda_{p1} \left(\frac{P_{vpp_grid}}{P_{vpp_grid,0}} \right) + \lambda_{q1} \left(\frac{Q_{vpp_grid}}{Q_{vpp_grid,0}} \right) + \lambda_{p2} \left(\frac{P_{vpp}}{P_{vpp,0}} \right) + \lambda_{q2} \left(\frac{Q_{vpp}}{Q_{vpp,0}} \right) + \lambda_2 \right], \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^2 (\lambda_{pi} + \lambda_{qi}) + \lambda_2 = 1$$

[0069] 其中, λ_{p1} 、 λ_{q1} 、 λ_{p2} 、 λ_{q2} 、 λ_2 表示多项式的系数。

[0070] 对应的稳态响应模型 $y_s(t)$ 表示为:

$$[0071] \quad y_s(t) = y_0 \left[\varphi_{p1} \left(\frac{P_{vpp_grid}}{P_{vpp_grid,0}} \right) + \varphi_{q1} \left(\frac{Q_{vpp_grid}}{Q_{vpp_grid,0}} \right) + \varphi_{p2} \left(\frac{P_{vpp}}{P_{vpp,0}} \right) + \varphi_{q2} \left(\frac{Q_{vpp}}{Q_{vpp,0}} \right) + \varphi_2 \right], \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^2 (\varphi_{pi} + \varphi_{qi}) + \varphi_2 = 1$$

[0072] 其中, φ_{p1} 、 φ_{q1} 、 φ_{p2} 、 φ_{q2} 和 φ_2 表示的多项式系数。

[0073] 步骤S3中,对多个数据集进行聚类得到聚类结果具体是:利用k-means++算法采用扰动前稳态数据对多个数据集进行聚类得到多个类。

[0074] 即采用k-means++算法对 N_D 个数据集进行聚类,得到K个类(即K个聚类结果),记为: $C = \{C_1, C_2, \dots, C_K\}$ 。聚类时,采用扰动前稳态数据 ($P_{vpp_grid,0}$, $Q_{vpp_grid,0}$, $P_{vpp,0}$, $Q_{vpp,0}$, V_0 , f_0) 进行聚类,记为 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{N_D}\}$, $j = 1, \dots, N_D$ 其中 $\mathbf{x}_j = [P_{vpp_grid,0,j}, Q_{vpp_grid,0,j}, P_{vpp,0,j}, Q_{vpp,0,j}, V_{0,j}, f_{0,j}]$, 聚类目标表示为:

$$[0075] \quad \arg \min_C \sum_{k=1}^K \sum_{\mathbf{x}_j \in C} \|\mathbf{x}_j - \mu_k\|^2 \quad (7)$$

[0076] 其中, μ_k 为第k个类的均值。

[0077] 步骤S4中,估计虚拟电厂可变阶聚合等效模型的模型参数的过程具体为:应用第k类的m个数据集中的电压、频率、有功功率、无功功率数据,即 $V_j, f_j, P_{vpp_grid}, Q_{vpp_grid}, P_{vpp}, Q_{vpp}, P_{vpp, FlexD}, Q_{vpp, FlexD}$ 估计虚拟电厂可变阶聚合等效模型的参数

$\theta_j = [\lambda_{p1}, \lambda_{p2}, \lambda_{q1}, \lambda_{q2}, \lambda_2, \varphi_{p1}, \varphi_{p2}, \varphi_{q1}, \varphi_{q2}, \varphi_2, \mathbf{p}, \mathbf{c}]$, 具体的估计过程表示为:

[0078] S41:基于运行点数据,求解下下式(8)和(9),分别估计模型参数 $\lambda_{p1}, \lambda_{p2}, \lambda_{q1}, \lambda_{q2}, \lambda_2$ 和 $\varphi_{p1}, \varphi_{p2}, \varphi_{q1}, \varphi_{q2}, \varphi_2$ 。

$$[0079] \quad \left. \begin{aligned} (P_{vpp_grid,ss}/P_{vpp_grid,0})\varphi_{p1} + \varphi_2 &= y_{ss}/y_0 \\ (P_{vpp,ss}/P_{vpp,0})\varphi_{p2} + \varphi_2 &= y_{ss}/y_0 \\ (Q_{vpp_grid,ss}/Q_{vpp_grid,0})\varphi_{q1} + \varphi_2 &= y_{ss}/y_0 \\ (Q_{vpp,ss}/Q_{vpp,0})\varphi_{q2} + \varphi_2 &= y_{ss}/y_0 \\ \sum_{i=1}^2 (\varphi_{pi} + \varphi_{qi}) + \varphi_2 &= 1 \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

$$[0080] \quad \left. \begin{aligned} (P_{vpp_grid,+}/P_{vpp_grid,0})\lambda_{p1} + \lambda_2 &= y_+/y_0 \\ (P_{vpp,+}/P_{vpp,0})\lambda_{p2} + \lambda_2 &= y_+/y_0 \\ (Q_{vpp_grid,+}/Q_{vpp_grid,0})\lambda_{q1} + \lambda_2 &= y_+/y_0 \\ (Q_{vpp,+}/Q_{vpp,0})\lambda_{q2} + \lambda_2 &= y_+/y_0 \\ \sum_{i=1}^2 (\lambda_{pi} + \lambda_{qi}) + \lambda_2 &= 1 \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

[0081] 其中, $P_{vpp_grid,+}$, $Q_{vpp_grid,+}$, $P_{vpp,+}$, $Q_{vpp,+}$ 为扰动刚刚发生时的功率值, $P_{vpp_grid,ss}$, $Q_{vpp_grid,ss}$, $P_{vpp,ss}$, $Q_{vpp,ss}$ 为根据稳态响应模型 $y_s(t)$ 计算的新的稳态值。

[0082] S42: 利用下式 (10) 和 (11) 计算第 k 个类的 m 个数据集的多项式函数。

$$[0083] \quad g_1(t) = y_t(t) \quad (10)$$

$$[0084] \quad g_2(t) = y_s(t) - y_t(t) \quad (11)$$

[0085] S43: 利用式 (1) 和 (2) 得到 $G(s)$ 的 m 个响应。

[0086] S44: 将步骤 S43 得到的 m 个响应作为矢量拟合的输入, 经矢量拟合估计得到 $G(s)$ 的参数 p, c 。

[0087] 步骤 S5 中, 通过神经网络对每一个虚拟电厂可变阶聚合等效模型逐一训练得到适用于广泛运用场景和条件的聚合等效模型的鲁棒参数集, 根据鲁棒参数集分别构建虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型, 具体的, 神经网络为两层前馈神经网络, 包含一个隐含层和一个输出层, 表示为:

$$[0088] \quad y = f(W^T x + b) \quad (12)$$

[0089] 其中, x 表示神经网络的输入, y 表示神经网络的输出, W 表示神经网络的权值, b 表示神经网络的偏置值, 函数 $f(\cdot)$ 表示传输函数, 神经网络的传递函数为 sigmoid 函数, 损失函数为最小均方误差函数。

[0090] 神经网络的输入 x 包括: 扰动前虚拟电厂与公共电网连接点的电压、频率、有功功率稳态值、无功功率稳态值以及虚拟电厂内部有功功率、无功功率以及内部灵活性负荷和发电组合; 输出目标矩阵 t 为聚合等效动态模型的参数, 分别表示为:

$$[0091] \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} P_{vpp_grid,0,1}, \dots, P_{vpp_grid,0,m_k,TR} \\ Q_{vpp_grid,0,1}, \dots, Q_{vpp_grid,0,m_k,TR} \\ P_{vpp,0,1}, \dots, P_{vpp,0,m_k,TR} \\ Q_{vpp,0,1}, \dots, Q_{vpp,0,m_k,TR} \\ V_{0,1}, \dots, V_{0,m_k,TR} \\ f_{0,1}, \dots, f_{0,m_k,TR} \\ LM_{vpp,1}, \dots, LM_{vpp,m_k,TR} \\ GM_{vpp,1}, \dots, GM_{vpp,m_k,TR} \end{bmatrix} \quad \text{和} \quad \mathbf{t} = \begin{bmatrix} \lambda_{p1,1} & \dots & \lambda_{p1,m_k,TR} \\ \lambda_{p2,1} & \dots & \lambda_{p2,m_k,TR} \\ \lambda_{q1,1} & \dots & \lambda_{q1,m_k,TR} \\ \lambda_{q2,1} & \dots & \lambda_{q2,m_k,TR} \\ \varphi_{p1,1} & \dots & \varphi_{p1,m_k,TR} \\ \varphi_{p2,1} & \dots & \varphi_{p2,m_k,TR} \\ \varphi_{q1,1} & \dots & \varphi_{q1,m_k,TR} \\ \varphi_{q2,1} & \dots & \varphi_{q2,m_k,TR} \\ \mathbf{c}_1 & \dots & \mathbf{c}_{1,m_k,TR} \end{bmatrix} \quad (13)$$

[0092] 其中, $m_{k,TR}$ 表示第 k 个聚类数据的数据集数目, 神经网络通过大量训练, 调整权值和偏置量, 最小化均方误差, 训练结束, 可得到虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型的参

数集,最小化均方误差表示为:

$$[0093] \quad mse = \frac{1}{N} \sum_{r=1}^N (t(r) - y(r))^2 \quad (15)$$

[0094] 其中,N为t和y中的元素的总数目。

[0095] 步骤S5根据鲁棒参数集分别构建虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型,还需要进行模型测试,根据数据预处理得到的测试集进行模型测试,如图4所示,为本实施例的测试过程流程图示意图,结合图4,测试过程表示为:

[0096] S51:选择与当前虚拟电厂欧氏距离最小的聚类结果对应的神经网络,由于每个聚类结果对应一个神经网络,因此该步骤为选择与当前虚拟电厂欧式距离最近的聚类中心对应的神经网络作为测试网络。

[0097] S52:将 N_T 个数据集构成的测试集的量测数据(包括: $P_{vpp_grid,0}$ 、 $Q_{vpp_grid,0}$ 、 $P_{vpp,0}$ 、 $Q_{vpp,0}$ 、 LM_{vpp} 、 GM_{vpp})作为输入,得到新的鲁棒参数集;

[0098] S53:根据新的鲁棒参数集重新生成虚拟电厂与公共电网连接点的频率响应 f_{estm} 和电压响应 V_{estm} ;

[0099] S54:比较频率响应和电压响应与实际量测数据(包括: V_{meas} 和 f_{meas})的误差均方根,评估虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型的性能,当误差均方根大于预设阈值时,需要重新进行虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型训练。

[0100] 误差均方根表示为:

$$[0101] \quad RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{\tau=1}^T (y_{measure}(\tau) - y_{estimated}(\tau))^2} \quad (16)$$

[0102] 其中, $y_{measure}(\tau)$ 和 $y_{estimated}(\tau)$ 分别为采样时刻的量测值和估计值,T为采样总数。

[0103] 如图5所示,为本实施例的虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模过程流程图。首先进行数据收集,建立数据库,然后进行数据预处理,对训练集数据进行聚类得到k个聚类结果,对聚类结果分别估计虚拟电厂可变阶聚合等效模型的模型参数,对每个虚拟电厂可变阶聚合等效模型进行神经网络训练,训练过程包括:生成输入x和输出目标矩阵t,然后对第k个聚类数据的m个数据集进行神经网络训练,得到虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型的参数集,进一步地,进行相应的模型验证,符合误差均方根的性能判断条件时,输出最终的鲁棒参数集,构建对应的虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型。

[0104] 实施例二:

[0105] 本实施例公开了一种虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模装置,用于执行如实施例一的方法,如图6所示,为本实施例的虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模装置结构框图,包括:

[0106] 获取模块100:用于获取包含量测数据的数据集构成的数据库;

[0107] 聚类模块200:用于对数据集进行聚类得到多个聚类结果;

[0108] 估计模块300:用于根据每一个聚类结果分别估计虚拟电厂可变阶聚合等效模型的模型参数;

[0109] 等效模块400:用于利用神经网络逐一训练虚拟电厂可变阶聚合等效模型,得到对应于聚类结果数量的虚拟电厂可变阶聚合等效模型的鲁棒参数集,根据鲁棒参数集分别构

建虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型。

[0110] 上述中虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模装置模块的具体细节已经在实施例一对应的虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法中进行了详细的描述,因此此处不再赘述。

[0111] 另外,本发明还提供虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模设备,包括:

[0112] 至少一个处理器,以及与所述至少一个处理器通信连接的存储器;

[0113] 其中,所述处理器通过调用所述存储器中存储的计算机程序,用于执行如实施例一所述的方法。计算机程序即程序代码,当程序代码在虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模设备上运行时,程序代码用于使虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模设备执行本说明书上述实施例一部分描述的虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型建模方法中的步骤。

[0114] 另外,本发明还提供一种计算机可读存储介质,计算机可读存储介质存储有计算机可执行指令,其中计算机可执行指令用于使计算机执行如实施例一所述的方法。

[0115] 本发明通过获取包含量测数据的数据集构成的数据库,对数据集进行聚类得到多个聚类结果,根据每一个聚类结果分别估计虚拟电厂可变阶聚合等效模型的模型参数,利用神经网络逐一训练虚拟电厂可变阶聚合等效模型,得到对应于聚类结果数量的虚拟电厂可变阶聚合等效模型的鲁棒参数集,根据鲁棒参数集分别构建虚拟电厂可变阶聚合等效鲁棒动态模型。构建的模型能够准确有效刻画虚拟电厂动态特性,适用于不同运行场景和运行条件,通用性强,可解释性及鲁棒性好,对促进虚拟电厂的发展、能源互联网的安全稳定运行和电力市场的完善有重要意义,具有很高的实用价值。可广泛应用于能源互联网技术领域。

[0116] 以上各实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制,尽管参照前述各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,或者对其中部分或者全部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范围,其均应涵盖在本发明的权利要求和说明书的范围当中。

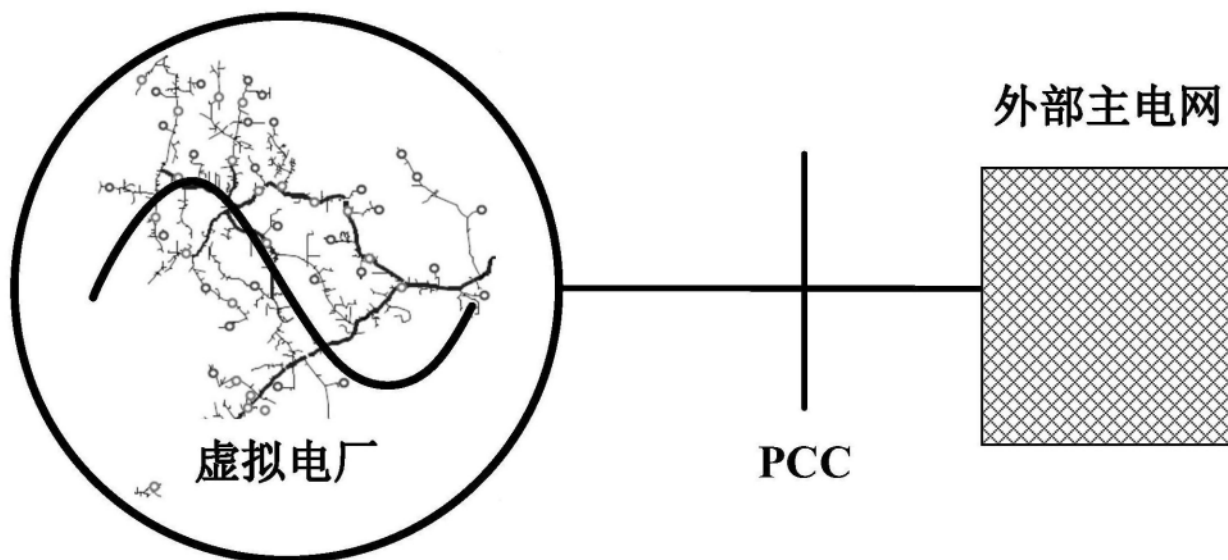


图1

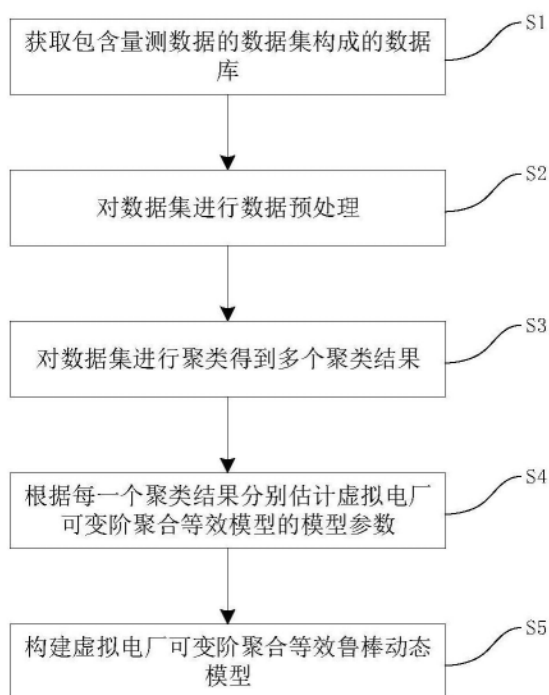


图2

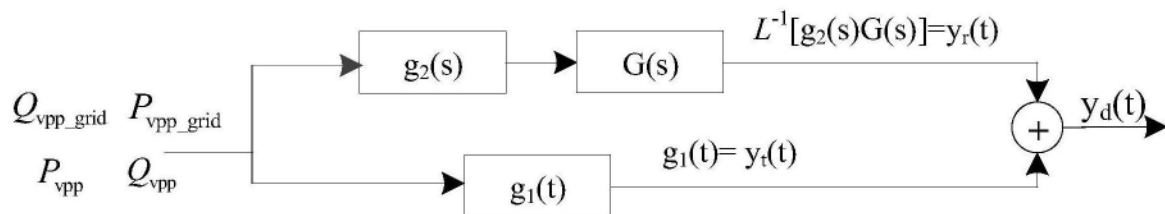


图3

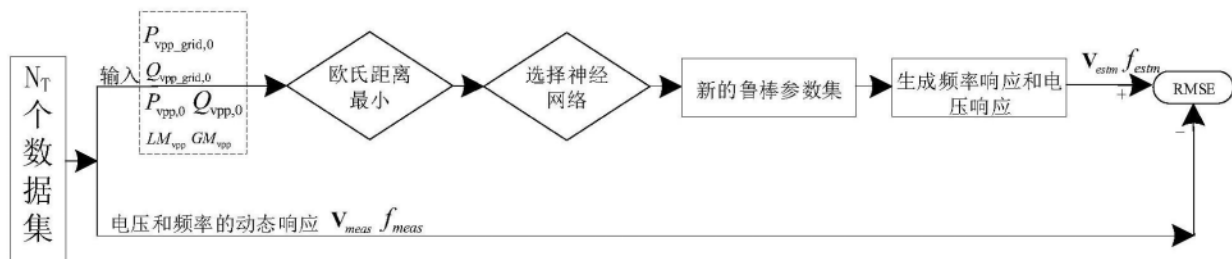


图4

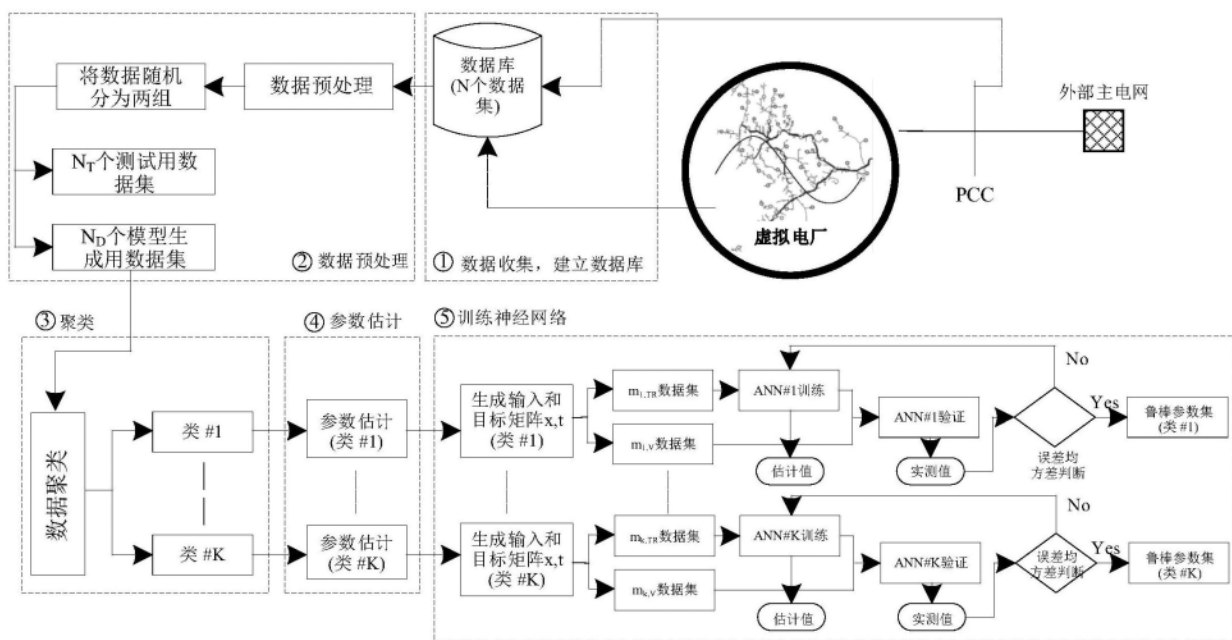


图5

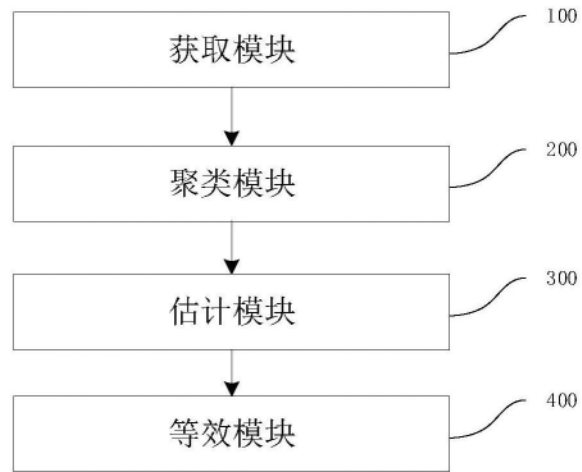


图6