



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 114298395 B

(45) 授权公告日 2024.11.12

(21) 申请号 202111601297.3

(22) 申请日 2021.12.24

(65) 同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 114298395 A

(43) 申请公布日 2022.04.08

(73) 专利权人 广东电网有限责任公司  
地址 510000 广东省广州市越秀区东风东  
路757号  
专利权人 广东电网有限责任公司揭阳供电  
局

(72) 发明人 肖建华 龚贤夫 罗苑萍 刘冬明  
傅惠芹 刘满 黄雄斌 丁朋

(74) 专利代理机构 北京品源专利代理有限公司  
11332  
专利代理师 郭德霞

(51) Int.Cl.

H02J 3/00 (2006.01)

H02J 3/38 (2006.01)

G06Q 50/06 (2024.01)

G06F 18/23213 (2023.01)

(56) 对比文件

CN 104299044 A, 2015.01.21

CN 111428181 A, 2020.07.17

CN 113449920 A, 2021.09.28

审查员 吴林健

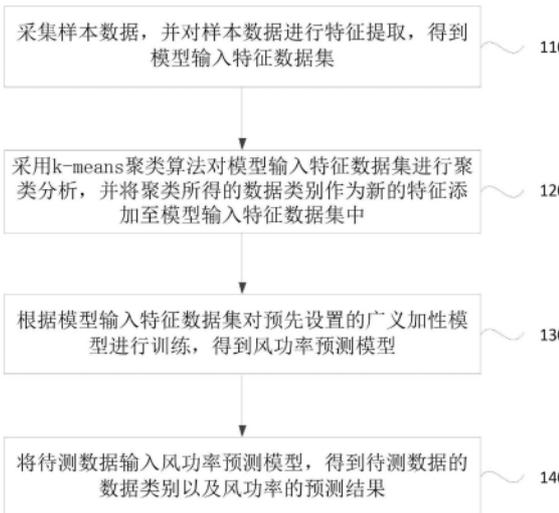
权利要求书2页 说明书8页 附图3页

(54) 发明名称

一种风功率预测方法、装置、设备及存储介质

(57) 摘要

本发明实施例公开了一种风功率预测方法、装置、设备及存储介质。该方法包括：采集样本数据，并对所述样本数据进行特征提取，得到模型输入特征数据集；采用k-means聚类算法对所述模型输入特征数据集进行聚类分析，并将聚类所得的数据类别作为新的特征添加至所述模型输入特征数据集中；根据所述模型输入特征数据集对预先设置的广义加性模型进行训练，得到风功率预测模型；将待测数据输入所述风功率预测模型，得到待测数据的数据类别以及风功率的预测结果。本发明实施例的技术方案，实现了通过广义加性模型解释各变量对风功率的影响，并且结合聚类分析来有效提高风功率预测的精度。



1. 一种风功率预测方法,其特征在于,包括:

采集样本数据,并对所述样本数据进行特征提取,得到模型输入特征数据集,其中,所述样本数据包括风速数据、风向数据、气温数据以及风功率;

采用k-means聚类算法对所述模型输入特征数据集进行聚类分析,并将聚类所得的数据类别作为新的特征添加至所述模型输入特征数据集中;

根据所述模型输入特征数据集对预先设置的广义加性模型进行训练,得到风功率预测模型;

将待测数据输入所述风功率预测模型,得到待测数据的数据类别以及风功率的预测结果,其中,所述待测数据包括:所需预测风功率所在时刻的风速数据、风向数据和气温数据;

所述模型输入特征数据集,包括:模型输入的x值和模型输入的y值;

对所述样本数据进行特征提取,得到模型输入特征数据集,包括:

将所述样本数据中的风速数据、风向数据和气温数据作为模型输入的x值,将所述样本数据中的功率数据作为模型输入的y值;

所述采用k-means聚类算法对所述模型输入特征数据集进行聚类分析,并将聚类所得的数据类别作为新的特征添加至所述模型输入特征数据集中,包括:

将聚类类别设置为k,并从所述模型输入特征数据集中随机选取k个模型输入特征数据作为初始的聚类中心;

计算每个模型输入特征数据到各个聚类中心的距离,并将各模型输入特征数据划分到距离最近的聚类中心所对应的簇中;

计算每个簇内的所有模型输入特征数据的均值,并使用所述均值更新簇的聚类中心;

返回执行计算每个模型输入特征数据到各个聚类中心的距离,并将各模型输入特征数据划分到距离最近的聚类中心所对应的簇中的步骤,直到更新前后各个聚类中心的位置变化小于指定阈值;

将得到的每个模型输入特征数据的数据类别作为新的特征,添加到模型输入的x值中;

所述广义加性模型的表达式为:

$$y_{\text{Linear}} = \beta_0 + \beta_1 f_1(X_1) + \beta_2 f_2(X_2) + \beta_3 f_3(X_3) + \beta_4 f_4(X_4);$$

其中, $X_1$ 表示风速, $X_2$ 表示风向, $X_3$ 表示气温, $X_4$ 表示数据类别, $\beta_k$  ( $k=1, 2, 3, 4$ )表示常量参数, $f_i$  ( $x$ 为平滑函数, $y_{\text{Linear}}$ 为功率值。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述每个模型输入特征数据到各个聚类中心的距离为欧氏距离。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在对所述样本数据进行特征提取之前,还包括:删除存在异常值和空值的样本数据。

4. 一种风功率预测装置,其特征在于,包括:

特征提取模块,用于采集样本数据,并对所述样本数据进行特征提取,得到模型输入特征数据集,其中,所述样本数据包括风速数据、风向数据、气温数据以及风功率;

聚类分析模块,用于采用k-means聚类算法对所述模型输入特征数据集进行聚类分析,并将聚类所得的数据类别作为新的特征添加至所述模型输入特征数据集中;

模型训练模块,用于根据所述模型输入特征数据集对预先设置的广义加性模型进行训练,得到风功率预测模型;其中,所述广义加性模型的表达式为:

$$y_{\text{Linear}} = \beta_0 + \beta_1 f_1(X_1) + \beta_2 f_2(X_2) + \beta_3 f_3(X_3) + \beta_4 f_4(X_4);$$

其中,  $X_1$  表示风速,  $X_2$  表示风向,  $X_3$  表示气温,  $X_4$  表示数据类别,  $\beta_k$  ( $k=1, 2, 3, 4$ ) 表示常量参数,  $f_i(x)$  为平滑函数,  $y_{\text{Linear}}$  为功率值;

功率预测模块, 用于将待测数据输入所述风功率预测模型, 得到待测数据的数据类别以及风功率的预测结果, 其中, 所述待测数据包括: 所需预测风功率所在时刻的风速数据、风向数据和气温数据;

所述模型输入特征数据集, 包括: 模型输入的  $x$  值和模型输入的  $y$  值;

所述特征提取模块, 用于将所述样本数据中的风速数据、风向数据和气温数据作为模型输入的  $x$  值, 将所述样本数据中的功率数据作为模型输入的  $y$  值;

所述聚类分析模块, 用于将聚类类别设置为  $k$ , 并从所述模型输入特征数据集中随机选取  $k$  个模型输入特征数据作为初始的聚类中心; 计算每个模型输入特征数据到各个聚类中心的距离, 并将各模型输入特征数据划分到距离最近的聚类中心所对应的簇中; 计算每个簇内的所有模型输入特征数据的均值, 并使用所述均值更新簇的聚类中心; 返回执行计算每个模型输入特征数据到各个聚类中心的距离, 并将各模型输入特征数据划分到距离最近的聚类中心所对应的簇中的步骤, 直到更新前后各个聚类中心的位置变化小于指定阈值; 将得到的每个模型输入特征数据的数据类别作为新的特征, 添加到模型输入的  $x$  值中。

5. 一种计算机设备, 其特征在于, 所述设备包括:

一个或多个处理器;

存储装置, 用于存储一个或多个程序,

当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行, 使得所述一个或多个处理器实现如权利要求1-3中任一项所述的风功率预测方法。

6. 一种计算机可读存储介质, 其上存储有计算机程序, 其特征在于, 该程序被处理器执行时实现如权利要求1-3中任一项所述的风功率预测方法。

## 一种风功率预测方法、装置、设备及存储介质

### 技术领域

[0001] 本发明实施例涉及人工智能技术领域,尤其涉及一种风功率预测方法、装置、设备及存储介质。

### 背景技术

[0002] 近年来,随着风电行业的快速发展,风电的装机容量正在大规模的增长。然而,风能发电具有的随机性与波动性使得其并网后对电力系统的稳定性会造成巨大的影响。若能提前一段时间预知风电的出力,将有效提高风能的利用率以及帮助调度人员合理安排调度计划,从而保证电网的安全运行。因此,对短期风功率预测算法的研究具有十分重要的意义。

[0003] 此外,风功率预测的影响因素较多,非线性关系复杂,而现有的深度学习模型由于参数的数量以及提取和组合特征的复杂方法,导致不能解释风功率与多个影响因素之间的非线性关系。

### 发明内容

[0004] 本发明实施例提供一种风功率预测方法、装置、设备及存储介质,以实现通过广义加性模型解释各变量对风功率的影响,并且结合聚类分析来有效提高风功率预测的精度。

[0005] 第一方面,本发明实施例提供了一种风功率预测方法,包括:

[0006] 采集样本数据,并对样本数据进行特征提取,得到模型输入特征数据集;

[0007] 采用k-means聚类算法对模型输入特征数据集进行聚类分析,并将聚类所得的数据类别作为新的特征添加至模型输入特征数据集中;

[0008] 根据模型输入特征数据集对预先设置的广义加性模型进行训练,得到风功率预测模型;

[0009] 将待测数据输入风功率预测模型,得到待测数据的数据类别以及风功率的预测结果。

[0010] 可选的,模型输入特征数据集,包括:模型输入的x值和模型输入的y值;

[0011] 对样本数据进行特征提取,得到模型输入特征数据集,包括:

[0012] 将样本数据中的风速数据、风向数据和气温数据作为模型输入的x值,将样本数据中的功率数据作为模型输入的y值。

[0013] 可选的,采用k-means聚类算法对模型输入特征数据集进行聚类分析,并将聚类所得的数据类别作为新的特征添加至模型输入特征数据集中,包括:

[0014] 将聚类类别设置为k,并从模型输入特征数据集中随机选取k个模型输入特征数据作为初始的聚类中心;

[0015] 计算每个模型输入特征数据到各个聚类中心的距离,并将各模型输入特征数据划分到距离最近的聚类中心所对应的簇中;

[0016] 计算每个簇内的所有模型输入特征数据的均值,并使用均值更新簇的聚类中心;

[0017] 返回执行计算每个模型输入特征数据到各个聚类中心的距离,并将各模型输入特征数据划分到距离最近的聚类中心所对应的簇中的步骤,直到更新前后各个聚类中心的位置变化小于指定阈值;

[0018] 将得到的每个模型输入特征数据的数据类别作为新的特征,添加到模型输入的x值中。

[0019] 可选的,每个模型输入特征数据到各个聚类中心的距离为欧氏距离。

[0020] 可选的,广义加性模型的表达式为:

$$y_{\text{Linear}} = \beta_0 + \beta_1 f_1(X_1) + \beta_2 f_2(X_2) + \beta_3 f_3(X_3) + \beta_4 f_4(X_4),$$

[0022] 其中, $X_1$ 表示风速, $X_2$ 表示风向, $X_3$ 表示气温, $X_4$ 表示数据类别, $\beta_k$  ( $k=1,2,3,4$ ) 表示常量参数, $f_i(x)$  为平滑函数, $y_{\text{Linear}}$  为功率值。

[0023] 可选的,在对样本数据进行特征提取之前,还包括:删除存在异常值和空值的样本数据。

[0024] 可选的,待测数据包括:所需预测风功率所在时刻的风速数据、风向数据和气温数据。

[0025] 第二方面,本发明实施例还提供了一种风功率预测装置,包括:

[0026] 特征提取模块,用于采集样本数据,并对样本数据进行特征提取,得到模型输入特征数据集;

[0027] 聚类分析模块,用于采用k-means聚类算法对模型输入特征数据集进行聚类分析,并将聚类所得的数据类别作为新的特征添加至模型输入特征数据集中;

[0028] 模型训练模块,用于根据模型输入特征数据集对预先设置的广义加性模型进行训练,得到风功率预测模型;

[0029] 功率预测模块,用于将待测数据输入风功率预测模型,得到待测数据的数据类别以及风功率的预测结果。

[0030] 第三方面,本发明实施例还提供了一种计算机设备,设备包括:

[0031] 一个或多个处理器;

[0032] 存储装置,用于存储一个或多个程序,

[0033] 当一个或多个程序被一个或多个处理器执行,使得一个或多个处理器实现本发明任意实施例提供的风功率预测方法。

[0034] 第四方面,本发明实施例还提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现本发明任意实施例提供的风功率预测方法。

[0035] 本发明实施例的技术方案,通过采集样本数据,并对样本数据进行特征提取,得到模型输入特征数据集;采用k-means聚类算法对模型输入特征数据集进行聚类分析,并将聚类所得的数据类别作为新的特征添加至模型输入特征数据集中;根据模型输入特征数据集对预先设置的广义加性模型进行训练,得到风功率预测模型;将待测数据输入风功率预测模型,得到待测数据的数据类别以及风功率的预测结果,解决了现有技术中无法精确有效地预测风功率的问题,实现了通过广义加性模型解释各变量对风功率的影响,并且结合聚类分析来有效提高风功率预测的精度。

## 附图说明

- [0036] 图1a是本发明实施例一中的一种风功率预测方法的流程图；  
[0037] 图1b是本发明实施例一中的一种风速、风向和气温对风功率的影响效应图；  
[0038] 图1c是本发明实施例一中的一种实际预测效果图；  
[0039] 图2是本发明实施例二中的一种风功率预测装置的结构示意图；  
[0040] 图3是本发明实施例三中的一种计算机设备的结构示意图。

## 具体实施方式

[0041] 下面结合附图和实施例对本发明作进一步的详细说明。可以理解的是,此处所描述的具体实施例仅仅用于解释本发明,而非对本发明的限定。另外还需要说明的是,为了便于描述,附图中仅示出了与本发明相关的部分而非全部结构。

[0042] 实施例一

[0043] 图1a是本发明实施例一中的一种风功率预测方法的流程图,本实施例可适用于根据待测风能数据预测风功率的情况,该方法可以由风功率预测装置来执行,该装置可以由硬件和/或软件来实现,并一般可以集成在提供风功率预测功能的计算机设备中。具体的,参考图1a,该方法可以包括如下步骤:

[0044] 步骤110、采集样本数据,并对样本数据进行特征提取,得到模型输入特征数据集。

[0045] 本实施例中,样本数据包括风速数据、风向数据、气温数据以及风功率。示例性的,样本数据可以来自某地区风电场中的某一台风机从2019-01-0100:00到2020-12-3123:45的风速数据、风向数据、气温数据以及功率数据,数据采集的分辨率为15min。其中,将2019-01-0100:00到2020-12-2823:45的样本数据作为模型的训练集,将2020-12-2900:00到2020-12-3123:45的样本数据作为模型的测试集。

[0046] 可选的,在对样本数据进行特征提取之前,还可以包括:删除存在异常值和空值的样本数据。

[0047] 本实施例中,为了避免影响后续训练模型的准确性,对于训练集中的样本数据,先筛选出数值明显偏离其余数值的异常样本数据以及存在空值的样本数据,并对筛选出的异常样本数据进行删除,然后对剩下的样本数据进行特征提取。

[0048] 可选的,模型输入特征数据集,包括:模型输入的x值和模型输入的y值;对样本数据进行特征提取,得到模型输入特征数据集,可以包括:将样本数据中的风速数据、风向数据和气温数据作为模型输入的x值,将样本数据中的功率数据作为模型输入的y值。也即,模型输入特征数据集: $x = \{\text{风速, 风向, 气温}\}$ ,  $y = \{\text{功率}\}$ 。

[0049] 步骤120、采用k-means聚类算法对模型输入特征数据集进行聚类分析,并将聚类所得的数据类别作为新的特征添加至模型输入特征数据集中。

[0050] 本实施例中,为了进一步提高风功率的预测准确性,以风速、风向和气温作为聚类的指标,对特征处理后的样本数据做k-means聚类处理,并将聚类得到的各样本数据的数据类别添加该样本数据中。

[0051] 可选的,采用k-means聚类算法对模型输入特征数据集进行聚类分析,并将聚类所得的数据类别作为新的特征添加至模型输入特征数据集中,可以包括:将聚类类别设置为k,并从模型输入特征数据集中随机选取k个模型输入特征数据作为初始的聚类中心;计算

每个模型输入特征数据到各个聚类中心的距离,并将各模型输入特征数据划分到距离最近的聚类中心所对应的簇中;计算每个簇内的所有模型输入特征数据的均值,并使用均值更新簇的聚类中心;返回执行计算每个模型输入特征数据到各个聚类中心的距离,并将各模型输入特征数据划分到距离最近的聚类中心所对应的簇中的步骤,直到更新前后各个聚类中心的位置变化小于指定阈值;将得到的每个模型输入特征数据的数据类别作为新的特征,添加到模型输入的x值中。

[0052] 其中,阈值可以设为0.0001,也可以根据需求设置为其他数值。添加数据类别后的模型输入特征数据集更新为: $x = \{\text{风速, 风向, 气温, 数据类别}\}$ ,  $y = \{\text{功率}\}$ 。

[0053] 可选的,每个模型输入特征数据到各个聚类中心的距离为欧氏距离。在n维空间中,欧式距离的公式为:

$$[0054] \quad d(x, y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2},$$

[0055] 其中, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 表示一个模型输入特征数据, $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ 表示一个聚类中心, $d(x, y)$ 表示模型输入特征数据x与聚类中心y之间的欧式距离。

[0056] 步骤130、根据模型输入特征数据集对预先设置的广义加性模型进行训练,得到风功率预测模型。

[0057] 可选的,广义加性模型的表达式为: $y_{\text{Linear}} = \beta_0 + \beta_1 f_1(X_1) + \beta_2 f_2(X_2) + \beta_3 f_3(X_3) + \beta_4 f_4(X_4)$ ,其中, $X_1$ 表示风速, $X_2$ 表示风向, $X_3$ 表示气温, $X_4$ 表示数据类别, $\beta_k$  ( $k=1, 2, 3, 4$ )表示常量参数, $f_i(x)$ 为平滑函数, $y_{\text{Linear}}$ 为功率值。

[0058] 本实施例中,将聚类更新后的模型输入特征数据集输入与广义加性模型中,来训练模型参数使得模型的预测能力达到最佳,当模型训练完成得到风功率预测模型后,将测试集输入风功率预测模型中,用于客观评价风功率预测模型的性能。

[0059] 示例性的,如图1b所示,其中,横坐标表示各解释变量的实测值,纵坐标表示各解释变量对风功率影响的平滑拟合值,实线代表风功率的平滑拟合曲线,虚线为95%置信区间。结果表明,风速、风向和气温都与风功率呈非线性关系。从风速与功率的关系可以看出,一开始风速在0-2m/s间,功率随着风速的增大而降低,在2-5m/s间,功率随着风速的增大而增大,在5m/s时达到顶峰,然后开始下降到10m/s时又开始上升,到15m/s时又开始下降,最后到18m/s时开始上升。从风向与功率的关系可以看出,风向在0-200°间,功率随着风向的增大而降低,在200°时达到最小值,然后开始随着风向的增大而增大。从气温与功率的关系可以看出,气温在0-4°C间,功率随着气温的上升而降低,在4-20°C间,功率随着气温的上升而上升,在20°C时达到最大值,然后开始降低到30°C后又开始上升。

[0060] 如图1c所示为短期风功率预测的预测效果,实线为实际值,虚线为预测值。从图1c可以看出,本实施例提出的风功率预测方法能够较好地预测风电场的功率。采用平均绝对百分比误差MAPE验证风功率预测模型的准确性,其计算方法为:

$$MAPE = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \right) \times 100\%,$$

式中,N为样本的数量, $y_i$ 为实际值, $\hat{y}_i$ 为预测值。经

误差分析可得,其平均绝对百分比误差为11.43%,预测精度较高。

[0061] 步骤140、将待测数据输入风功率预测模型,得到待测数据的数据类别以及风功率的预测结果。

[0062] 可选的,待测数据包括:所需预测风功率所在时刻的风速数据、风向数据和气温数据。

[0063] 本发明实施例的技术方案,通过采集样本数据,并对样本数据进行特征提取,得到模型输入特征数据集;采用k-means聚类算法对模型输入特征数据集进行聚类分析,并将聚类所得的数据类别作为新的特征添加至模型输入特征数据集中;根据模型输入特征数据集对预先设置的广义加性模型进行训练,得到风功率预测模型;将待测数据输入风功率预测模型,得到待测数据的数据类别以及风功率的预测结果,解决了现有技术中无法精确有效地预测风功率的问题,实现了通过广义加性模型解释各变量对风功率的影响,并且结合聚类分析来有效提高风功率预测的精度。

[0064] 实施例二

[0065] 图2是本发明实施例二中的一种风功率预测装置的结构示意图,本实施例可适用于根据待测风能数据预测风功率的情况,该装置可以由硬件和/或软件来实现,并一般可以集成在提供风功率预测功能的计算机设备中。具体的,参考图2,该装置可以包括:

[0066] 特征提取模块210,用于采集样本数据,并对样本数据进行特征提取,得到模型输入特征数据集;

[0067] 聚类分析模块220,用于采用k-means聚类算法对模型输入特征数据集进行聚类分析,并将聚类所得的数据类别作为新的特征添加至模型输入特征数据集中;

[0068] 模型训练模块230,用于根据模型输入特征数据集对预先设置的广义加性模型进行训练,得到风功率预测模型;

[0069] 功率预测模块240,用于将待测数据输入风功率预测模型,得到待测数据的数据类别以及风功率的预测结果。

[0070] 本发明实施例的技术方案,通过采集样本数据,并对样本数据进行特征提取,得到模型输入特征数据集;采用k-means聚类算法对模型输入特征数据集进行聚类分析,并将聚类所得的数据类别作为新的特征添加至模型输入特征数据集中;根据模型输入特征数据集对预先设置的广义加性模型进行训练,得到风功率预测模型;将待测数据输入风功率预测模型,得到待测数据的数据类别以及风功率的预测结果,解决了现有技术中无法精确有效地预测风功率的问题,实现了通过广义加性模型解释各变量对风功率的影响,并且结合聚类分析来有效提高风功率预测的精度。

[0071] 可选的,模型输入特征数据集,包括:模型输入的x值和模型输入的y值;特征提取模块210,用于:将样本数据中的风速数据、风向数据和气温数据作为模型输入的x值,将样本数据中的功率数据作为模型输入的y值。

[0072] 可选的,聚类分析模块220,用于:

[0073] 将聚类类别设置为k,并从模型输入特征数据集中随机选取k个模型输入特征数据作为初始的聚类中心;

[0074] 计算每个模型输入特征数据到各个聚类中心的距离,并将各模型输入特征数据划分到距离最近的聚类中心所对应的簇中;

[0075] 计算每个簇内的所有模型输入特征数据的均值,并使用均值更新簇的聚类中心;

[0076] 返回执行计算每个模型输入特征数据到各个聚类中心的距离,并将各模型输入特征数据划分到距离最近的聚类中心所对应的簇中的步骤,直到更新前后各个聚类中心的位

置变化小于指定阈值；

[0077] 将得到的每个模型输入特征数据的数据类别作为新的特征,添加到模型输入的x值中。

[0078] 可选的,每个模型输入特征数据到各个聚类中心的距离为欧氏距离。

[0079] 可选的,广义加性模型的表达式为:

$$y_{\text{Linear}} = \beta_0 + \beta_1 f_1(X_1) + \beta_2 f_2(X_2) + \beta_3 f_3(X_3) + \beta_4 f_4(X_4),$$

[0081] 其中, $X_1$ 表示风速, $X_2$ 表示风向, $X_3$ 表示气温, $X_4$ 表示数据类别, $\beta_k$  ( $k=1,2,3,4$ )表示常量参数, $f_i(x)$ 为平滑函数, $y_{\text{Linear}}$ 为功率值。

[0082] 可选的,还包括:预处理模块,用于在对样本数据进行特征提取之前,删除存在异常值和空值的样本数据。

[0083] 可选的,待测数据包括:所需预测风功率所在时刻的风速数据、风向数据和气温数据。

[0084] 本发明实施例所提供的风功率预测装置可执行本发明任意实施例所提供的风功率预测方法,具备执行方法相应的功能模块和有益效果。

[0085] 实施例三

[0086] 图3是本发明实施例三中的一种计算机设备的结构示意图。图3示出了适于用来实现本发明实施方式的示例性设备12的框图。图3显示的设备12仅仅是一个示例,不应对本发明实施例的功能和使用范围带来任何限制。

[0087] 如图3所示,设备12以通用计算设备的形式表现。设备12的组件可以包括但不限于:一个或者多个处理器或者处理单元16,系统存储器28,连接不同系统组件(包括系统存储器28和处理单元16)的总线18。

[0088] 总线18表示几类总线结构中的一种或多种,包括存储器总线或者存储器控制器,外围总线,图形加速端口,处理器或者使用多种总线结构中的任意总线结构的局域总线。举例来说,这些体系结构包括但不限于工业标准体系结构 (ISA) 总线,微通道体系结构 (MAC) 总线,增强型ISA总线、视频电子标准协会 (VESA) 局域总线以及外围组件互连 (PCI) 总线。

[0089] 设备12典型地包括多种计算机系统可读介质。这些介质可以是任何能够被设备12访问的可用介质,包括易失性和非易失性介质,可移动的和不可移动的介质。

[0090] 系统存储器28可以包括易失性存储器形式的计算机系统可读介质,例如随机存取存储器 (RAM) 30和/或高速缓存存储器32。设备12可以进一步包括其它可移动/不可移动的、易失性/非易失性计算机系统存储介质。仅作为举例,存储系统34可以用于读写不可移动的、非易失性磁介质(图3未显示,通常称为“硬盘驱动器”)。尽管图3中未示出,可以提供用于对可移动非易失性磁盘(例如“软盘”)读写的磁盘驱动器,以及对可移动非易失性光盘(例如CD-ROM, DVD-ROM或者其它光介质)读写的光盘驱动器。在这些情况下,每个驱动器可以通过一个或者多个数据介质接口与总线18相连。存储器28可以包括至少一个程序产品,该程序产品具有一组(例如至少一个)程序模块,这些程序模块被配置以执行本发明各实施例的功能。

[0091] 具有一组(至少一个)程序模块42的程序/实用工具40,可以存储在例如存储器28中,这样的程序模块42包括但不限于操作系统、一个或者多个应用程序、其它程序模块以及程序数据,这些示例中的每一个或某种组合中可能包括网络环境的实现。程序模块42通常

执行本发明所描述的实施例中的功能和/或方法。

[0092] 设备12也可以与一个或多个外部设备14(例如键盘、指向设备、显示器24等)通信,还可与一个或者多个使得用户能与该设备12交互的设备通信,和/或与使得该设备12能与一个或多个其它计算设备进行通信的任何设备(例如网卡,调制解调器等等)通信。这种通信可以通过输入/输出(I/O)接口22进行。并且,设备12还可以通过网络适配器20与一个或者多个网络(例如局域网(LAN),广域网(WAN)和/或公共网络,例如因特网)通信。如图所示,网络适配器20通过总线18与设备12的其它模块通信。应当明白,尽管图中未示出,可以结合设备12使用其它硬件和/或软件模块,包括但不限于:微代码、设备驱动器、冗余处理单元、外部磁盘驱动阵列、RAID系统、磁带驱动器以及数据备份存储系统等。

[0093] 处理单元16通过运行存储在系统存储器28中的程序,从而执行各种功能应用以及数据处理,例如实现本发明实施例所提供的风功率预测方法。

[0094] 也即:实现一种风功率预测方法,包括:

[0095] 采集样本数据,并对样本数据进行特征提取,得到模型输入特征数据集;

[0096] 采用k-means聚类算法对模型输入特征数据集进行聚类分析,并将聚类所得的数据类别作为新的特征添加至模型输入特征数据集中;

[0097] 根据模型输入特征数据集对预先设置的广义加性模型进行训练,得到风功率预测模型;

[0098] 将待测数据输入风功率预测模型,得到待测数据的数据类别以及风功率的预测结果。

[0099] 实施例四

[0100] 本发明实施例四还公开了一种计算机存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现一种风功率预测方法,包括:

[0101] 采集样本数据,并对样本数据进行特征提取,得到模型输入特征数据集;

[0102] 采用k-means聚类算法对模型输入特征数据集进行聚类分析,并将聚类所得的数据类别作为新的特征添加至模型输入特征数据集中;

[0103] 根据模型输入特征数据集对预先设置的广义加性模型进行训练,得到风功率预测模型;

[0104] 将待测数据输入风功率预测模型,得到待测数据的数据类别以及风功率的预测结果。

[0105] 本发明实施例的计算机存储介质,可以采用一个或多个计算机可读的介质的任意组合。计算机可读介质可以是计算机可读信号介质或者计算机可读存储介质。计算机可读存储介质例如可以是,但不限于电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件,或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子(非穷举的列表)包括:具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机磁盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、光纤、便携式紧凑磁盘只读存储器(CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。在本文件中,计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质,该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。

[0106] 计算机可读的信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号,

其中承载了计算机可读的程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式,包括但不限于电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读的信号介质还可以是计算机可读存储介质以外的任何计算机可读介质,该计算机可读介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。

[0107] 计算机可读介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输,包括但不限于无线、电线、光缆、RF等等,或者上述的任意合适的组合。

[0108] 可以以一种或多种程序设计语言或其组合来编写用于执行本发明操作的计算机程序代码,程序设计语言包括面向对象的程序设计语言,诸如Java、Smalltalk、C++,还包括常规的过程式程序设计语言,诸如“C”语言或类似的设计语言。程序代码可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中,远程计算机可以通过任意种类的网络,包括局域网(LAN)或广域网(WAN),连接到用户计算机,或者,可以连接到外部计算机(例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接)。

[0109] 注意,上述仅为本发明的较佳实施例及所运用技术原理。本领域技术人员会理解,本发明不限于这里所述的特定实施例,对本领域技术人员来说能够进行各种明显的变化、重新调整和替代而不会脱离本发明的保护范围。因此,虽然通过以上实施例对本发明进行了较为详细的说明,但是本发明不仅仅限于以上实施例,在不脱离本发明构思的情况下,还可以包括更多其他等效实施例,而本发明的范围由所附的权利要求范围决定。

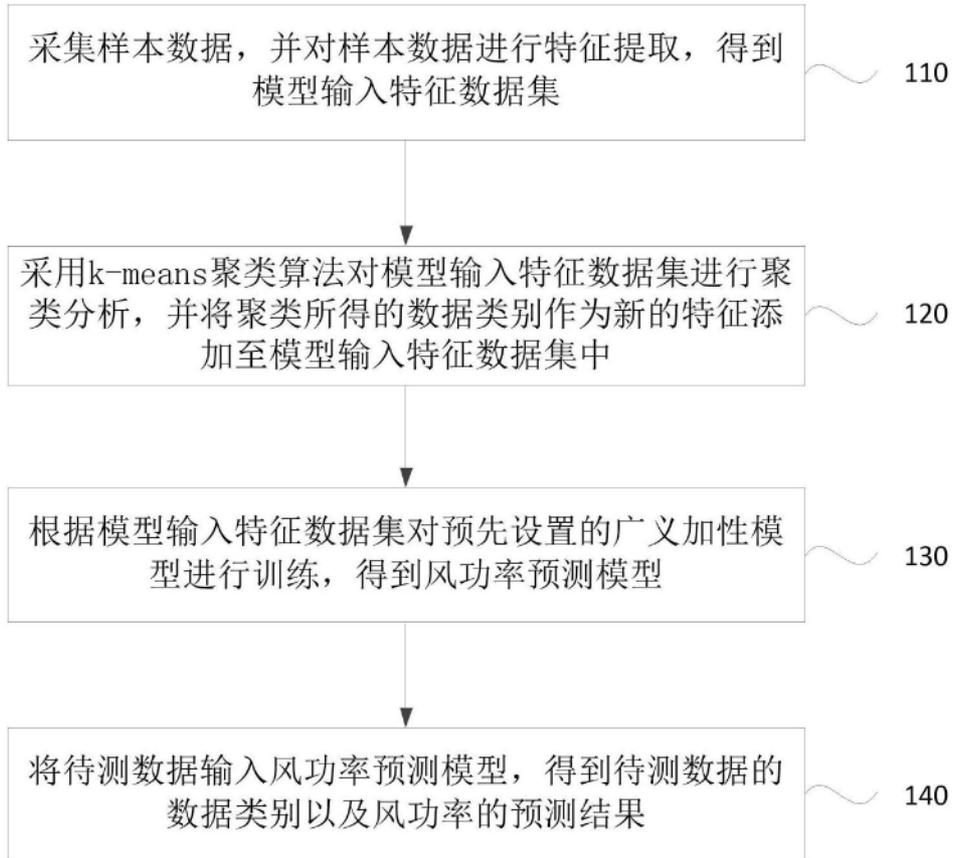


图1a

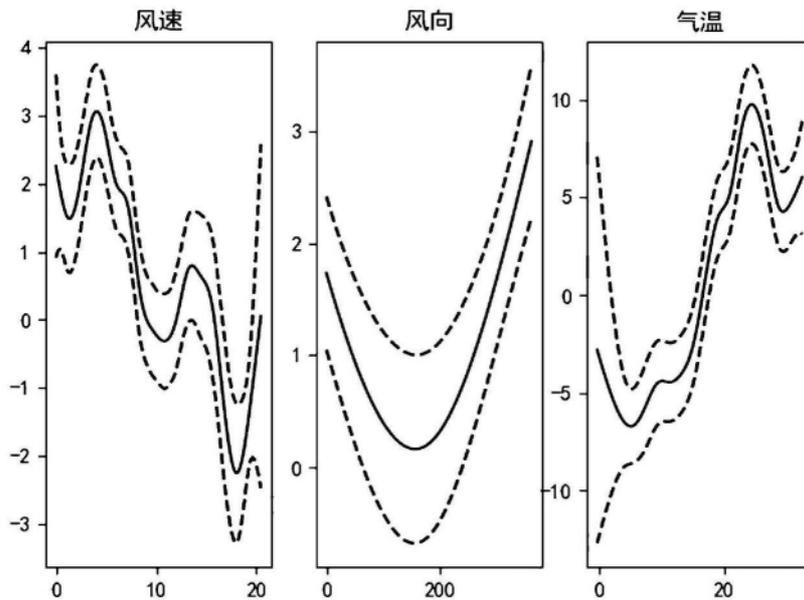


图1b

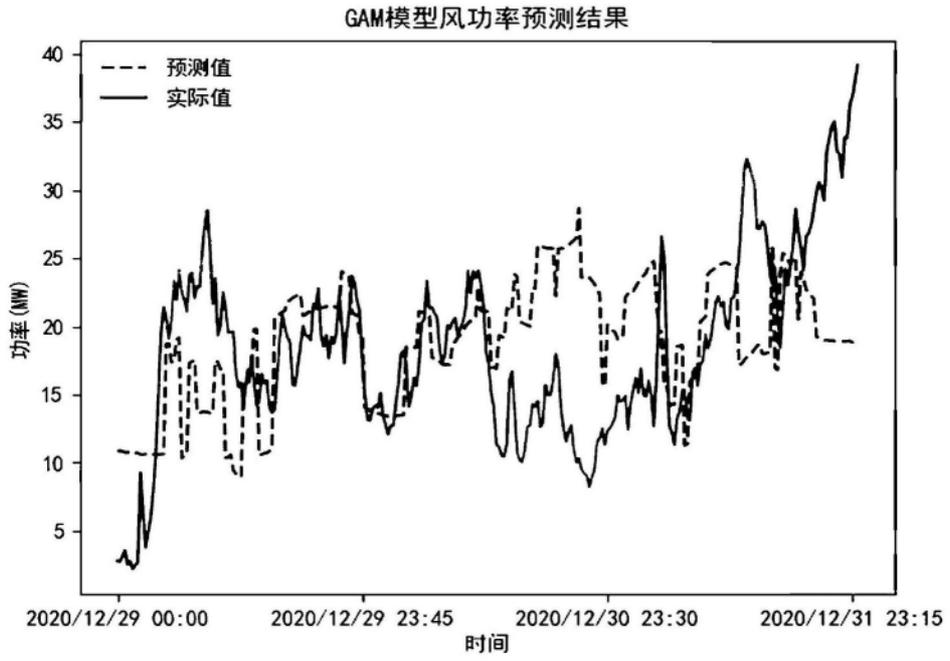


图1c



图2

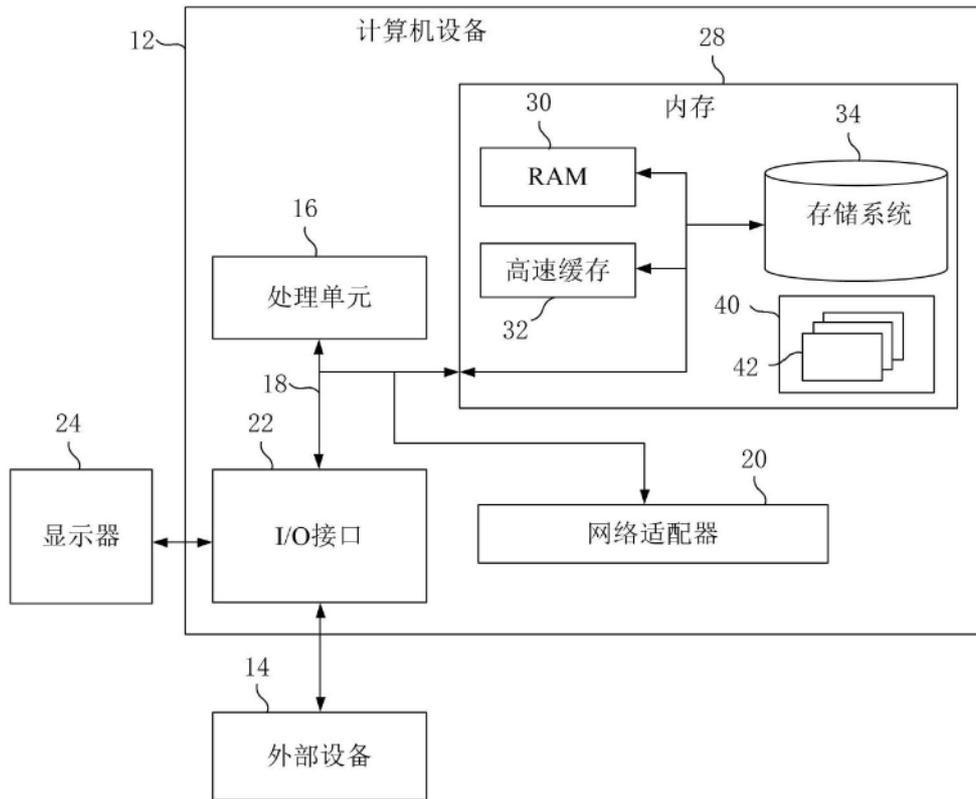


图3