(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 118536636 A
(43)申请公布日 2024.08.23

(21)申请号 202410357727.9
(22)申请日 2024.03.27
(71)申请人 国家电投集团山东能源发展有限公司
地址 250000 山东省济南市历下区闵子骞路106号
(72)发明人 李占江 李庆浩 孙晗峰 王俊杰 班长虹 张珍后 王晨 沈振宇
(74)专利代理机构 北京启知服知识产权代理有限公司 11549
专利代理师 曹静静
(51)Int.Cl.
G06Q 10/04(2023.01)
G06Q 50/06(2024.01)
G06N 3/006(2023.01)
G06N 3/02(2006.01)

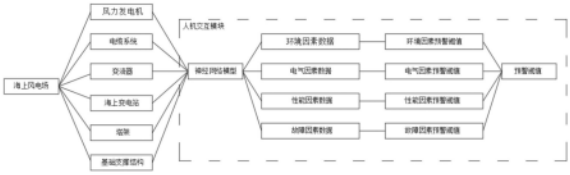
权利要求书4页 说明书8页 附图1页

(54)发明名称

一种基于风电大数据的海上风电场运行状态预警系统

(57)摘要

本发明属于海上风电场预警技术领域,具体为一种基于风电大数据的海上风电场运行状态预警系统,包括数据采集模块,采集海上风电场设备运行时的环境因素数据、电气因素数据、性能因素数据和故障因素数据;所述的环境因素数据包括海上风电场设备运行时的风电大数据,风电大数据包括海上风速数据和温湿度数据,所述的电气因素数据包括海上风电设备运行时的功率输出数据,所述的性能因素数据包括海上风电场设备运行时的电网数据和设备振动数据,所述的故障因素数据包括同类型设备发生故障时的环境因素数据、电气因素数据和性能因素数据;所述的海上风电场设备包括风力发电机、电缆系统、变流器和海上变电站、塔架、基础支撑结构。



CN 118536636 A

1.一种基于风电大数据的海上风电场运行状态的预警方法,其特征在于,包括:

采集海上风电场设备运行时实时的环境因素数据、电气因素数据、性能因素数据和故障因素数据,采集海上风电场设备正常运行时的历史数据;

通过数据预处理模块对实时采集的数据和采集的历史数据分别进行预处理,分别建立特征数据模型和历史特征数据模型;

构建神经网络模型,设定海上风电场风险阈值,基于历史特征数据模型;

通过神经网络模型计算海上风电场设备运行时实时数据,基于特征数据模型;

通过蚁群算法计算后续预测数据,建立预测特征数据模型,基于海上风电场设备运行时实时的特征数据,通过神经网络模型,计算海上风电场设备运行时预测数据,基于预测特征数据模型;

通过比较海上风电场设备运行时预测数据和海上风电场风险阈值的大小,得到最终海上风电场运行状态的预测结果。

2.根据权利要求1所述的一种基于风电大数据的海上风电场运行状态的预警方法,其特征在于:

所述的环境因素数据包括海上风电场设备运行时的风电大数据,风电大数据包括海上风速数据和温湿度数据,所述的电气因素数据包括海上风电设备运行时的功率输出数据,所述的性能因素数据包括海上风电场设备运行时的电网数据和设备振动数据,所述的故障因素数据包括同类型设备发生故障时的环境因素数据、电气因素数据和性能因素数据,所述的海上风电场设备包括风力发电机、电缆系统、变流器和海上变电站、塔架、基础支撑结构。

3.根据权利要求1所述的一种基于风电大数据的海上风电场运行状态的预警方法,其特征在于:

所述的数据预处理模块,用X_1、X_2、X_3、X_4分别表示风力发电机、电缆系统、变流器和海上变电站的特征矩阵,特征数据分别包括风力发电机、电缆系统、变流器和海上变电站的环境因素数据、电气因素数据、性能因素数据,用X_5、X_6分别表示塔架、基础支撑结构的特征矩阵,特征数据分别包括风电大数据、性能因素数据;

$X=[x_1,x_2,x_3,...,x_n]$

其中,x_i是第i个样本的特征向量

合并X_1、X_2、X_3、X_4、X_5、X_6的特征矩阵

$X_{new}=[X_1\ X_2\ X_3\ X_4\ X_5\ X_6]$

X_{new}代表的是风力发电机、电缆系统、变流器和海上变电站、塔架、基础支撑结构的一个样本的特征向量,在有m个样本的情况下,我们可以表示为

$$Xm=\begin{bmatrix} X_{new_1} \\ X_{new_2} \\ \vdots \\ X_{new_m} \end{bmatrix}$$

其中,m是样本的数量。

4.根据权利要求1所述的一种基于风电大数据的海上风电场运行状态的预警方法,其

特征在于：

构建所述的神经网络的数学公式为：

$$\begin{cases} s_{X_a} = L\dfrac{dI_{X_a}}{dt} + LI_{X_a} + \theta_{X_a} \\ s_{Y_b} = L\dfrac{dI_{Y_b}}{dt} + LI_{Y_b} + \theta_{Y_{ba}} \\ s_{Z_c} = L\dfrac{dI_{Z_c}}{dt} + LI_{Z_c} + \theta_{Z_c} \\ s_{Z_d} = L\dfrac{dI_{Z_d}}{dt} + LI_{Z_d} + \theta_{Z_d} \\ s_{Z_e} = L\dfrac{dI_{Z_e}}{dt} + LI_{Z_e} + \theta_{Z_e} \end{cases}$$

其中，X_a、Y_b、Z_c、Z_d、Z_e分别表示神经网络的五个输入端，s_{X_a}、s_{Y_b}、s_{Z_c}、s_{Z_d}、s_{Z_e}分别表示五个风电大数据风险类型参数特征，包括风速数据、功率输出数据、温湿度数据、振动数据和电网数据，L为风险的时间序列，I_{X_a}、I_{Y_b}、I_{Z_c}、I_{Z_d}、I_{Z_e}分别表示五个风电大数据风险类型参数特征在不同时间序列下的数学向量，θ_{X_a}、$\theta_{Y_{ba}}$、θ_{Z_c}、θ_{Z_d}、θ_{Z_e}为风险预测模型参数

风险预测指数ρ的计算公式为：

$$\rho = \gamma e^{\left(s_{X_a}+s_{Y_b}+s_{Z_c}+s_{Z_d}+s_{Z_e}\right)} + \theta\left(I_{X_a} + I_{Y_b} + I_{Z_c} + I_{Z_d} + I_{Z_e}\right)$$

设定的预警阈值的计算公式为：

$$\gamma = \varepsilon \cdot \frac{p - \sum_{i=1}^{p} r_i^{out}}{p \cdot q}$$

上式中，γ为预警阈值，ε为敏感系数，为神经网络模型预警反馈的灵敏度，p为神经网络模型中的神经网络输出节点数，q为神经网络模型中神经网络输入节点数，r_i^{out}为神经网络模型中神经网络的单节点输出值。

5.根据权利要求1所述的一种基于风电大数据的海上风电场运行状态的预警方法，其特征在于：

通过所述蚁群算法对后续数据进行预测包括以下步骤：

步骤S01：将数据预处理模块的原始数据记为Xm，对原始数据进行一次重构，得到的新数据记为Ym；

步骤S02：将步骤S01中的新数据划分为n个范围，即存在n条路径选择该n个范围内的样本值，通过路径计算公式计算得出每条路径对应的取值范围Pi与n条路径所代表的范围区间△Pi；

步骤S03：设初始各条路径的信息素浓度为A，经过蚁群中第一个蚂蚁选择之后信息素浓度变为A′；

步骤S04：通过样本训练公式对样本依次训练，得到最终信息素浓度A_0；

步骤S05:通过权重计算公式计算得出每条路径的信息素浓度权重k;

步骤S06:对下一次路径选择进行预测,而后计算下一时刻数据预测值,所述对下一次路径选择进行预测即对下一时刻经过信号重构处理后的波动数据值进行预测,预测值记为Y''_{m+1},将下一时刻数据预测值记为Y_{m+1}。

6.根据权利要求1所述的一种基于风电大数据的海上风电场运行状态的预警方法,其特征在于:

比较海上风电场设备运行时预测数据和海上风电场风险阈值的大小的步骤如下:

当$\rho<\gamma_1$时,不预警;

当$\gamma_1<\rho<\gamma_2$时,显示白色预警,并通过人机交互模块中的无线通信进行预警信息的传递;

当$\gamma_2<\rho<\gamma_3$时,显示黄色预警,并通过人机交互模块中的无线通信进行预警信息的传递;

当$\rho>\gamma_3$时,显示红色预警,并通过人机交互模块中的无线通信进行预警信息的传递。

7.根据权利要求4所述的一种基于风电大数据的海上风电场运行状态的预警方法,其特征在于:

构建所述的神经网络数学公式时,公式中L为日时间序列,计算L的步骤如下:

S1:提取每日中风速数据、功率输出数据、温湿度数据、振动数据和电网数据的X_a、Y_b、Z_c、Z_d、Z_e,统一用U进行表示,分别将每日中U的大小从低到高进行排序,得到等级序列;

S2:将等级序列中的第一个标记为1,将等级序列内的第二个等级标记为2,将等级序列内的第三个等级标记为3,以此类推,完成所有等级序列的标记;

S3:计算每日中U的权重,计算公式如下:

$$U_i=\left|\mu^i_{\alpha}\right|\times\left|\frac{\sigma^i_{\alpha}}{\mu^i_{\alpha}}\right|$$

上式中,U_i表示第i日中U的权重,μ^i_{α}表示第i日中的X_a、Y_b、Z_c的均值,σ^i_{α}表示第i日中的X_a、Y_b、Z_c的标准差;

S4:提取历史日份的X_a、Y_b、Z_c,并通过以下公式计算日份变化率:

$$日变化率=\left|\frac{当日的U-历史对应日的U}{历史对应日的U}\right|X100\%$$

S5:根据每日的权重,计算L,计算公式如下:

$$L_i=\sum_{i=1}^{n}\left(日变化率_i\times U_i\right)。$$

8.根据权利要求4所述的一种基于风电大数据的海上风电场运行状态的预警方法,其特征在于:

风险预测模型参数涉及到最小化损失函数,计算方法如下:

$$\begin{cases} J(\theta)=\frac{1}{2m}\sum_{i=1}^{m}\left(X_{a_i}-\gamma_1\right)^2 \\ J(\theta)=\frac{1}{2m}\sum_{i=1}^{m}\left(X_{b_i}-\gamma_1\right)^2 \\ J(\theta)=\frac{1}{2m}\sum_{i=1}^{m}\left(X_{c_i}-\gamma_1\right)^2 \\ J(\theta)=\frac{1}{2m}\sum_{i=1}^{m}\left(X_{d_i}-\gamma_1\right)^2 \\ J(\theta)=\frac{1}{2m}\sum_{i=1}^{m}\left(X_{e_i}-\gamma_1\right)^2 \\ J(\theta)=\frac{1}{2m}\sum_{i=1}^{m}\left(X_{f_i}-\gamma_1\right)^2 \end{cases}$$

其中,m分别为风力发电机、电缆系统、变流器和海上变电站、塔架、基础支撑结构的训练样本数量,X_{a_i}、X_{b_i}、X_{c_i}、X_{d_i}、X_{e_i}、X_{f_i}分别表示模型第i个样本的风力发电机、电缆系统、变流器和海上变电站、塔架、基础支撑结构的特征向量,γ_1为低风险阈值;

通过梯度下降优化算法,我们得到模型参数θ的过程如下:

$$\theta_j=\theta_j-\alpha\frac{\partial J(\theta)}{\partial\theta_j}$$ 。

9.一种基于风电大数据的海上风电场运行状态预警系统,其特征在于,包括:

数据采集模块:采集海上风电场设备的环境因素数据、电气因素数据、性能因素数据和故障因素数据,包括历史数据和实时运行数据;

数据预处理模块:利用采集的海上风电场设备的历史数据和实时运行数据,建立特征数据模型和历史特征数据模型,基于特征数据模型,通过蚁群算法计算出预测数据,利用预测数据建立预测特征数据模型;

神经网络模块:基于历史特征数据模型,计算海上风电场运行状态预警阈值,基于预测特征数据模型,计算海上风电场运行状态预警预测值;

计算机交互模块:比对计算得到的海上风电场运行状态预警阈值和海上风电场运行状态预警预测值,并通过比对结果反馈到预警设备。

10.一种基于风电大数据的海上风电场运行状态预警装置,其特征在于,

所述基于风电大数据的海上风电场运行状态预警装置与权利要求9所述的基于风电大数据的海上风电场运行状态预警系统通讯连接。

一种基于风电大数据的海上风电场运行状态预警系统

技术领域

[0001] 本发明属于海上风电场预警技术领域,具体为一种基于风电大数据的海上风电场运行状态预警系统。

背景技术

[0002] 海上风电场电气设备繁多,且气候环境恶劣,风电场设备容易受到海风海浪、盐雾以及冰冻的侵袭,因此海上风电场设备的故障率会比较高,并且海上风电场距离海岸一般10-50km,海上设备检修需要专业船只或直升飞机,费用昂贵。传统的风电场维修包括计划维修和事后维修两类,两种方式存在难以及时发现设备异常并修正,以及影响供电可靠性并带来不必要经济损失的问题。

[0003] 风电大数据能够记录了海上风电环境的实时数据,包括环境因素数据、电气因素数据、性能因素数据和故障因素数据,利用该数据能够分析海上风电场运行设备的运行状态分析,目前,海上风电场运行状态不会根据历史数据对海上风电设备进行预测,实现海上风电设备的有效管理,海上风电大数据以及风电设备运行状态的历史数据,对海上风电场设备的预警没有得到借鉴和指示,但是,海上风电大数据以及风电设备运行状态的历史数据是海上风电场最直接且准确的数据报告,他对海上风电场运行状态的预警十分关键,因此,针对该问题,本发明整合了实时的风电大数据的、以及根据在类似风电数据情况下工作风电设备的运行转态,通过整合的数据,与海上设备最佳运行状态的方向进行对比,可以对海上设备运行状态风险情况进行预警,再通过预警,针对性的判断海上具体的故障设备,方便快速检修。

发明内容

[0004] 为解决现有技术存在的问题,本发明提供了一种基于风电大数据的海上风电场运行状态预警系统,能够根据历史数据和当前的风电大数据,实现海上风电场运行设施的安全预警。

[0005] 为实现上述目的,具体技术方案如下:

[0006] 本发明之一是提供一种基于风电大数据的海上风电场运行状态预警方法,包括采集海上风电场设备运行时实时的环境因素数据、电气因素数据、性能因素数据和故障因素数据,采集海上风电场设备正常运行时的历史数据;通过数据预处理模块对实时采集的数据和采集的历史数据分别进行预处理,分别建立特征数据模型和历史特征数据模型;构建神经网络模型,设定海上风电场风险阈值,基于历史特征数据模型;通过神经网络模型计算海上风电场设备运行时实时数据,基于特征数据模型;通过蚁群算法计算后续预测数据,建立预测特征数据模型,基于海上风电场设备运行时实时的特征数据,通过神经网络模型,计算海上风电场设备运行时预测数据,基于预测特征数据模型;通过比较海上风电场设备运行时预测数据和海上风电场风险阈值的大小,得到最终海上风电场运行状态的预测结果。

[0007] 本发明之二是提供一种基于风电大数据的海上风电场运行状态预警系统,包括:

[0008] 数据采集模块:采集海上风电场设备的环境因素数据、电气因素数据、性能因素数据和故障因素数据,包括历史数据和实时运行数据;

[0009] 数据预处理模块:利用采集的海上风电场设备的历史数据和实时运行数据,建立特征数据模型和历史特征数据模型,基于特征数据模型,通过蚁群算法计算出预测数据,利用预测数据建立预测特征数据模型;

[0010] 神经网络模块:基于历史特征数据模型,计算海上风电场运行状态预警阈值,基于预测特征数据模型,计算海上风电场运行状态预警预测值;

[0011] 计算机交互模块:比对计算得到的海上风电场运行状态预警阈值和海上风电场运行状态预警预测值,并通过比对结果反馈到预警设备。

[0012] 本发明之三是提供一种基于风电大数据的海上风电场运行状态预警装置,该装置与基于风电大数据的海上风电场运行状态预警系统通讯连接。

[0013] 与现有技术相比,本发明的有益效果至少在于:

[0014] 本发明利用海上风电场运行状态预警模块实现对海上风电场的管理,海上风电场运行状态预警模块是通过神经网络模块计算得出,计算所需要的数据来自于海上风电场设备运行时的环境因素数据、电气因素数据、性能因素数据和故障因素数据,是海上风电场设备运行时的实际数据,利用该数据计算得到的海上风电场运行状态风险预测数据,该数据受到日风电大数据以及季度风电大数据的直接影响,再通过该数据来预测未来的日和季度海上风电场设备管理方向,再与预警阈值进行比对,通过结果,来实现海上风电场设备运行管理,包括电气设备管理和外部硬件结构管理,实现能够根据历史数据和当前的风电大数据,实现海上风电场运行设施的安全预警。

附图说明

[0015] 图1是本发明海上风电场运行状态预警方法示意图;

[0016] 图2是本发明海上风电场运行状态预警方法实施例二中的月度序列表。

具体实施方式

[0017] 以下将结合附图所示的具体实施方式对本发明进行详细描述。但这些实施方式并不限制本发明,本领域的普通技术人员根据这些实施方式所做出的结构、方法、或功能上的变换均包含在本发明的保护范围内。

[0018] 如图1所示,一种基于风电大数据的海上风电场运行状态预警方法流程图包括:

[0019] S1:采集海上风电场设备运行时实时的环境因素数据、电气因素数据、性能因素数据和故障因素数据,采集海上风电场设备正常运行时的历史数据;

[0020] S2:通过数据预处理模块对实时采集的数据和采集的历史数据分别进行预处理;

[0021] S3:构建神经网络模型,设定海上风电场风险阈值,基于历史特征数据模型;

[0022] S4:通过神经网络模型计算海上风电场设备运行时实时数据,基于特征数据模型;

[0023] S5:通过蚁群算法计算后续预测数据,建立预测特征数据模型,基于海上风电场设备运行时实时的特征数据,通过神经网络模型,计算海上风电场设备运行时预测数据,基于预测特征数据模型;

[0024] S6:通过比较海上风电场设备运行时预测数据和海上风电场风险阈值的大小,得

到最终海上风电场运行状态的预测结果。

[0025] S1中所述的环境因素数据包括海上风电场设备运行时的风电大数据,风电大数据包括海上风速数据和温湿度数据,所述的电气因素数据包括海上风电设备运行时的功率输出数据,所述的性能因素数据包括海上风电场设备运行时的电网数据和设备振动数据,所述的故障因素数据包括同类型设备发生故障时的环境因素数据、电气因素数据和性能因素数据;

[0026] 数据分析模块:用于对数据预处理模块预处理后的数据进行分析,并通过蚁群算法对后续数据进行预测,所述数据分析模块包括:

[0027] 环境因素数据分析单元:将数据预处理模块的环境因素数据形成走势图,通过蚁群算法对环境因素后续数据进行预测;

[0028] 电气因素数据分析单元:将数据预处理模块的电气因素数据形成走势图,通过蚁群算法对电气因素后续数据进行预测;

[0029] 性能因素数据分析单元;将数据预处理模块的性能因素数据形成走势图,通过蚁群算法对性能因素后续数据进行预测;

[0030] 海上风电场设备主要分为两个部分

[0031] 一部分为:

[0032] 风力发电机,这是最关键的组件,通常是巨大的风力涡轮机,用于将风能转化为机械能;

[0033] 电缆系统,用于将从风力发电机产生的电能传输到岸上的电网,这包括内部风电场布线和海底电缆;

[0034] 变流器,将风力发电机生成的交流电转换为直流电,并进行电压调整,以便更有效地传输电能;

[0035] 海上变电站,通常位于风力涡轮机阵列的中央,用于集中处理并传输电能到岸上。

[0036] 另一部分为:

[0037] 塔架,承载风力发电机的结构,使其能够升高到足够的高度以捕捉到更强的风;

[0038] 基础支撑结构,在海上风电场中,通常使用海床上的固定基础或浮动式平台作为支撑结构,以保持风力涡轮机的稳定性;

[0039] 所述S1包括以下步骤:

[0040] S101:规划和准备阶段:

[0041] 定义数据采集的目标和范围,确定需要采集的环境因素、电气因素、性能因素和故障因素;

[0042] 设计数据采集系统,包括传感器选择、数据传输方式和存储方案等;

[0043] 确定采集频率和采集点的位置布置;

[0044] S102:安装传感器和数据采集设备:

[0045] 安装环境传感器,例如气象站、水下传感器等,用于采集海上风电场周围的环境数据,如风速、风向、海水温度、潮汐等;

[0046] 安装电气传感器,用于监测风电设备的电压、电流、功率等电气参数;

[0047] 安装性能传感器,例如转速传感器、振动传感器等,用于监测风机的运行状态和性能指标;

[0048] 安装故障传感器,例如温度传感器、压力传感器等,用于检测设备是否存在故障或异常情况;

[0049] S103:数据采集和存储:

[0050] 配置数据采集设备,确保传感器能够准确地采集数据,并将数据传输至数据存储系统;

[0051] 设计数据存储结构,建立数据库或数据仓库,以存储实时环境因素数据、电气因素数据、性能因素数据和故障因素数据;

[0052] 确保数据的可靠性和安全性,包括数据备份和故障恢复措施;

[0053] S104:数据处理和分析:

[0054] 开发数据处理和分析算法,用于清洗、转换和处理采集到的原始数据,以便进行后续分析;

[0055] 进行数据分析,包括对实时数据的监控和对历史数据的趋势分析,以发现异常情况和优化设备性能;

[0056] 利用机器学习或统计模型,建立预测模型,预测设备的性能和故障;

[0057] 所述S2包括以下步骤:

[0058] S201:用X_1、X_2、X_3、X_4分别表示风力发电机、电缆系统、变流器和海上变电站的特征矩阵,特征数据分别包括风力发电机、电缆系统、变流器和海上变电站的环境因素数据、电气因素数据、性能因素数据,用X_5、X_6分别表示塔架、基础支撑结构的特征矩阵,特征数据分别包括风电大数据、性能因素数据;

[0059] $X=[x_1,x_2,x_3,\ldots,x_n]$

[0060] 其中,x_i是第i个样本的特征向量;

[0061] S202:合并X_1、X_2、X_3、X_4、X_5、X_6的特征矩阵

[0062] $X_{new}=[X_1X_2X_3X_4X_5X_6]$

[0063] X_{new}代表的是风力发电机、电缆系统、变流器和海上变电站、塔架、基础支撑结构的一个样本的特征向量,在有m个样本的情况下,我们可以表示为

[0064] $$Xm=\begin{bmatrix} X_{new_1} \\ X_{new_2} \\ \vdots \\ X_{new_m} \end{bmatrix}$$

[0065] 其中,m是样本的数量。

[0066] 所述S3中构建神经网络的数学公式为:

[0067]
$$\begin{cases} s_{X_a} = L\dfrac{dI_{X_a}}{dt} + LI_{X_a} + \theta_{X_a} \\ s_{Y_b} = L\dfrac{dI_{Y_b}}{dt} + LI_{Y_b} + \theta_{Y_{ba}} \\ s_{Z_c} = L\dfrac{dI_{Z_c}}{dt} + LI_{Z_c} + \theta_{Z_c} \\ s_{Z_d} = L\dfrac{dI_{Z_d}}{dt} + LI_{Z_d} + \theta_{Z_d} \\ s_{Z_e} = L\dfrac{dI_{Z_e}}{dt} + LI_{Z_e} + \theta_{Z_e} \end{cases} \quad ①$$

[0068] 其中,X_a、Y_b、Z_c、Z_d、Z_e分别表示神经网络的五个输入端,s_{X_a}、s_{Y_b}、s_{Z_c}、s_{Z_d}、s_{Z_e}分别表示五个风电大数据风险类型参数特征,包括风速数据、功率输出数据、温湿度数据、振动数据和电网数据,L为风险的时间序列,I_{X_a}、I_{Y_b}、I_{Z_c}、I_{Z_d}、I_{Z_e}分别表示五个风电大数据风险类型参数特征在不同时间序列下的数学向量,θ_{X_a}、$\theta_{Y_{ba}}$、θ_{Z_c}、θ_{Z_d}、θ_{Z_e}为风险预测模型参数。

[0069] S4中所述海上风电场风险预警阈值的计算公式为:

[0070]
$$\gamma = \varepsilon \cdot \frac{p - \sum_{i=1}^{p} r_i^{out}}{p \cdot q}$$

[0071] 上式中,γ为预警阈值,ε为敏感系数,为神经网络模型预警反馈的灵敏度,p为神经网络模型中的神经网络输出节点数,q为神经网络模型中神经网络输入节点数,r_i^{out}为神经网络模型中神经网络的单节点输出值。

[0072] 所述S5通过蚁群算法对后续数据进行预测包括以下步骤:

[0073] 步骤S501:将数据预处理模块的原始数据记为Xm,对原始数据进行一次重构,得到的新数据记为Ym;

[0074] 步骤S502:将步骤S501中的新数据划分为n个范围,即存在n条路径选择该n个范围内的样本值,通过路径计算公式计算得出每条路径对应的取值范围Pi与n条路径所代表的范围区间△P i;

[0075] 步骤S503:设初始各条路径的信息素浓度为A,经过蚁群中第一个蚂蚁选择之后信息素浓度变为A′;

[0076] 步骤S504:通过样本训练公式对样本依次训练,得到最终信息素浓度A_0;

[0077] 步骤S505:通过权重计算公式计算得出每条路径的信息素浓度权重k;

[0078] 步骤S506:对下一次路径选择进行预测,而后计算下一时刻数据预测值,所述对下一次路径选择进行预测即对下一时刻经过信号重构处理后的波动数据值进行预测,预测值记为Y''_{m+1},将下一时刻数据预测值记为Y_{m+1}。

[0079] 所述S5风险预测指数ρ的计算公式为:

[0080]
$$\rho = \gamma e^{\left(s_{X_a}+s_{Y_b}+s_{Z_c}+s_{Z_d}+s_{Z_e}\right)} + \theta\left(I_{X_a} + I_{Y_b} + I_{Z_c} + I_{Z_d} + I_{Z_e}\right) \quad ④$$

[0081] 步骤S6中对海上风电场运行状态预警的判断标准为：

[0082] 当风险预测指数ρ≧运行状态风险阈值γ时，拉响运行状态安全预警通知，当风险预测指数ρ<运行状态风险阈值γ时，不通知，通知结果直接通过人机交互终端进行显示。

[0083] 实施例一

[0084] 构建所述的神经网络数学公式时，公式中L为日时间序列，计算L的步骤如下：

[0085] S1：提取每日中风速数据、功率输出数据、温湿度数据、振动数据和电网数据的X_a、Y_b、Z_c、Z_d、Z_e，统一用U进行表示，分别将每日中U的大小从低到高进行排序，得到等级序列；

[0086] S2：将等级序列中的第一个标记为1，将等级序列内的第二个等级标记为2，将等级序列内的第三个等级标记为3，以此类推，完成所有等级序列的标记；

[0087] S3：计算每日中U的权重，计算公式如下：

[0088] $$U_i = \left| \mu_{\alpha}^{i} \right| \times \left| \frac{\sigma_{\alpha}^{i}}{\mu_{\alpha}^{i}} \right|$$

[0089] 上式中，U_i表示第i日中U的权重，μ_{α}^{i}表示第i日中的X_a、Y_b、Z_c的均值，σ_{α}^{i}表示第i日中的X_a、Y_b、Z_c的标准差；

[0090] S4：提取历史日份的X_a、Y_b、Z_c，并通过以下公式计算日份变化率：

[0091] $$日变化率 = \left| \frac{当日的U - 历史对应日的U}{历史对应日的U} \right| X100\%$$

[0092] S5：根据每日的权重，计算L，计算公式如下：

[0093] $$L_i = \sum_{i=1}^{n} \left(日变化率_i \times U_i \right)。$$

[0094] 风险预测模型参数涉及到最小化损失函数，计算方法如下：

[0095] $$\begin{cases} J(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^{m} \left(X_{a_i} - \gamma_1 \right)^2 \\ J(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^{m} \left(X_{b_i} - \gamma_1 \right)^2 \\ J(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^{m} \left(X_{c_i} - \gamma_1 \right)^2 \\ J(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^{m} \left(X_{d_i} - \gamma_1 \right)^2 \\ J(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^{m} \left(X_{e_i} - \gamma_1 \right)^2 \\ J(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^{m} \left(X_{f_i} - \gamma_1 \right)^2 \end{cases} ②$$

[0096] 其中，m分别为风力发电机、电缆系统、变流器和海上变电站、塔架、基础支撑结构的训练样本数量，X_{a_i}、X_{b_i}、X_{c_i}、X_{d_i}、X_{e_i}、X_{f_i}分别表示模型第i个样本的风力发电机、电缆系统、变流器和海上变电站、塔架、基础支撑结构的特征向量，γ_1为低风险阈值；

[0097] 通过梯度下降优化算法,我们得到模型参数θ的过程如下:

[0098] $$\theta_j = \theta_j - \alpha \frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta_j} ③$$

[0099] 将计算出的L代入式①中,利用式①得到S_{X_a}、S_{Y_b}、S_{Z_c}、S_{Z_d}、S_{Z_e}代入到式④中,利用式②和式③计算得出的θ代入到式④中,最终得出当日的海上风电场的风险预测指数ρ,将计算出的ρ分别与γ_1、γ_2、γ_3进行比对:

[0100] 当ρ<γ_1时,不预警;

[0101] 当γ_1<ρ<γ_2时,显示白色预警,并通过人机交互模块中的无线通信进行预警信息的传递;

[0102] 当γ_2<ρ<γ_3时,显示黄色预警,并通过人机交互模块中的无线通信进行预警信息的传递;

[0103] 当ρ>γ_3时,显示红色预警,并通过人机交互模块中的无线通信进行预警信息的传递。

[0104] 实施例二

[0105] 本实施例与实施例一的区别在于,构建所述的神经网络数学公式时,公式中L为季度时间序列,计算L的步骤如下:

[0106] S1:提取每季中风速数据、功率输出数据、温湿度数据、振动数据和电网数据的X_a、Y_b、Z_c、Z_d、Z_e,统一用U进行表示,分别将每季中U的大小从低到高进行排序,得到等级序列;

[0107] S2:将等级序列中的第一个标记为1,将等级序列内的第二个等级标记为2,将等级序列内的第三个等级标记为3,以此类推,完成所有等级序列的标记;

[0108] S3:计算每季中U的权重,计算公式如下:

[0109] $$U_i = \left| \mu^i_{\alpha} \right| \times \left| \frac{\sigma^i_{\alpha}}{\mu^i_{\alpha}} \right|$$

[0110] 上式中,U_i表示第i季中U的权重,μ^i_{α}表示第i季中的X_a、Y_b、Z_c的均值,σ^i_{α}表示第i季中的X_a、Y_b、Z_c的标准差;

[0111] S4:提取历史季度的X_a、Y_b、Z_c,并通过以下公式计算季度变化率:

[0112] $$季变化率 = \left| \frac{当前季度的U-历史对应季度的U}{历史对应季度的U} \right| X100\%$$

[0113] S5:根据每日的权重,计算L,计算公式如下:

[0114] $$L_i = \sum_{i=1}^{n} (季度变化率_i \times U_i)$$

[0115] 将计算出的L代入式①中,如图2所示,利用式①得到S_{X_a}、S_{Y_b}、S_{Z_c}代入到式④中,利用式②和式③计算得出的θ代入到式④中,最终得出当季的海上风电场的风险预测指数ρ,将计算出的ρ分别与γ_1、γ_2、γ_3进行比对:

[0116] 当ρ<γ_1时,不预警;

[0117] 当$\gamma_1<\rho<\gamma_2$时,显示白色预警,并通过人机交互模块中的无线通信进行预警信息的传递;

[0118] 当$\gamma_2<\rho<\gamma_3$时,显示黄色预警,并通过人机交互模块中的无线通信进行预警信息的传递;

[0119] 当$\rho>\gamma_3$时,显示红色预警,并通过人机交互模块中的无线通信进行预警信息的传递。

[0120] 实施例三

[0121] 一种基于风电大数据的海上风电场运行状态预警系统,包括:

[0122] 数据采集模块:采集海上风电场设备的环境因素数据、电气因素数据、性能因素数据和故障因素数据,包括历史数据和实时运行数据;

[0123] 数据预处理模块:利用采集的海上风电场设备的历史数据和实时运行数据,建立特征数据模型和历史特征数据模型,基于特征数据模型,通过蚁群算法计算出预测数据,利用预测数据建立预测特征数据模型;

[0124] 神经网络模块:基于历史特征数据模型,计算海上风电场运行状态预警阈值,基于预测特征数据模型,计算海上风电场运行状态预警预测值;

[0125] 计算机交互模块:比对计算得到的海上风电场运行状态预警阈值和海上风电场运行状态预警预测值,并通过比对结果反馈到预警设备。

[0126] 实施例四

[0127] 一种基于风电大数据的海上风电场运行状态预警装置,该装置与基于风电大数据的海上风电场运行状态预警系统通讯连接。

[0128] 应当理解,虽然本说明书按照实施例加以描述,但并非每个实施例仅包含一个独立的技术方案,说明书的这种叙述方式仅仅是为清楚起见,本领域技术人员应当将说明书作为一个整体,各实施例中的技术方案也可以经适当组合,形成本领域技术人员可以理解的其他实施方式。

[0129] 上文所列出的一系列的详细说明仅仅是针对本发明的可行性实施方式的具体说明,它们并非用以限制本发明的保护范围,凡未脱离本发明技艺精神所作的等效实施方式或变更均应包含在本发明的保护范围之内。

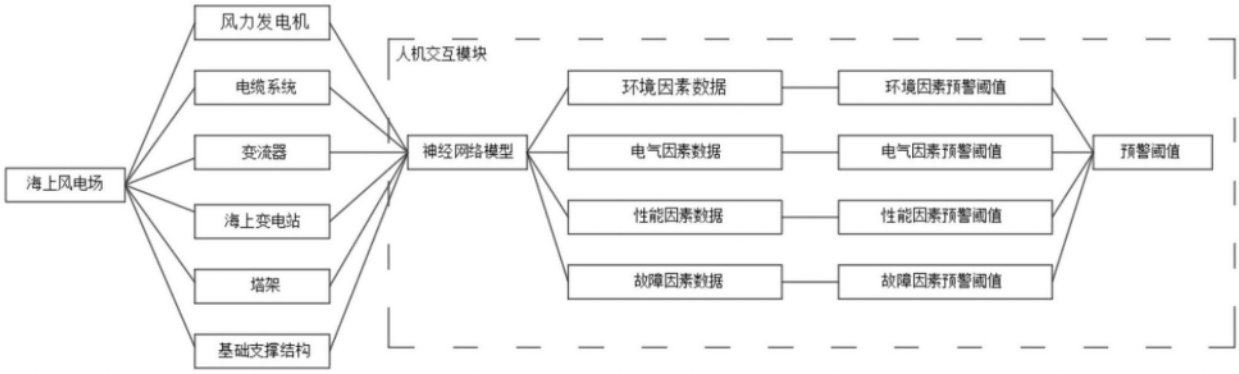

海上风电场
风力发电机
电缆系统
变流器
海上变电站
塔架
基础支撑结构
人机交互模块
神经网络模型
环境因素数据
电气因素数据
性能因素数据
故障因素数据
环境因素预警阈值
电气因素预警阈值
性能因素预警阈值
故障因素预警阈值
预警阈值

图1

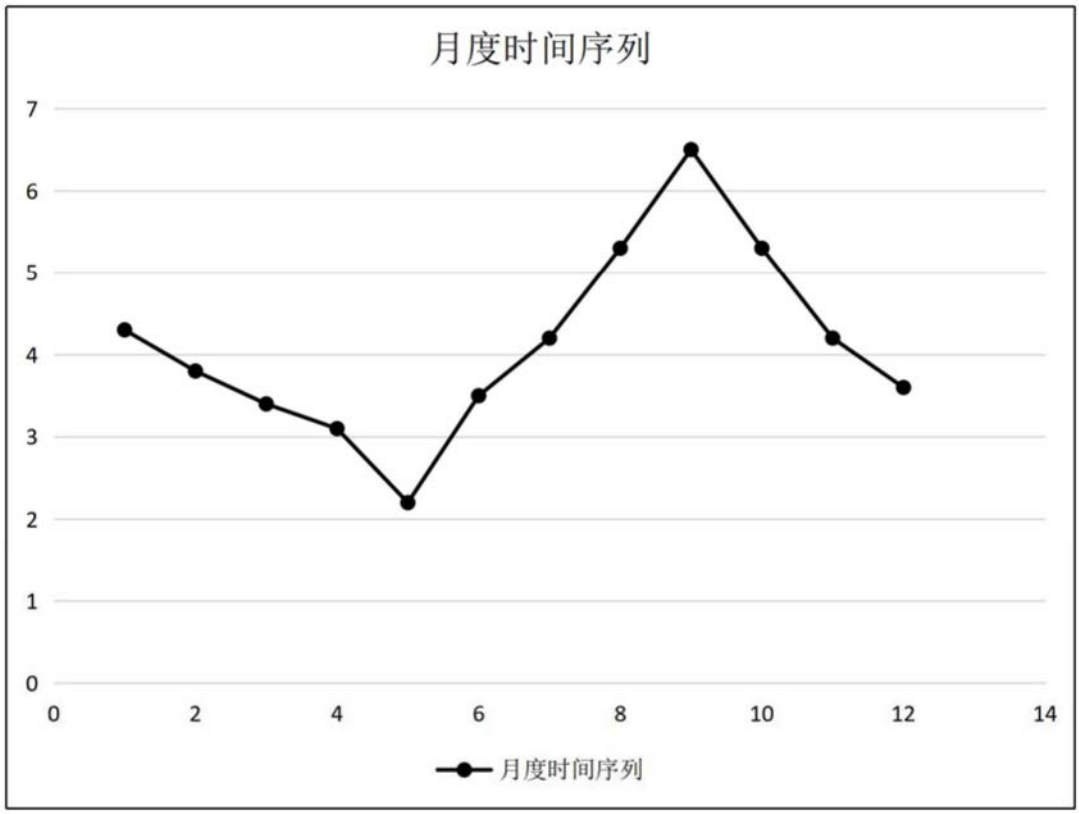

月度时间序列
7
6
5
4
3
2
1
0
0
2
4
6
8
10
12
14
月度时间序列

图2