



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116559598 A

(43) 申请公布日 2023. 08. 08

(21) 申请号 202310837342.8

G06F 18/213 (2023.01)

(22) 申请日 2023.07.10

G06F 18/25 (2023.01)

(71) 申请人 武汉创星空间科技发展有限公司  
地址 430000 湖北省武汉市武汉经济技术  
开发区科技园西路6号222-6号  
申请人 国网湖北省电力有限公司襄阳供电  
公司

(72) 发明人 张鹏超 车平平 黄潇 罗磊  
李朝瑞 卢俊 姚伟 肖康 郭龙  
邱怡

(74) 专利代理机构 青岛海盈智专利代理事务所  
(普通合伙) 37432  
专利代理师 杨金凤

(51) Int. Cl.  
G01R 31/08 (2020.01)

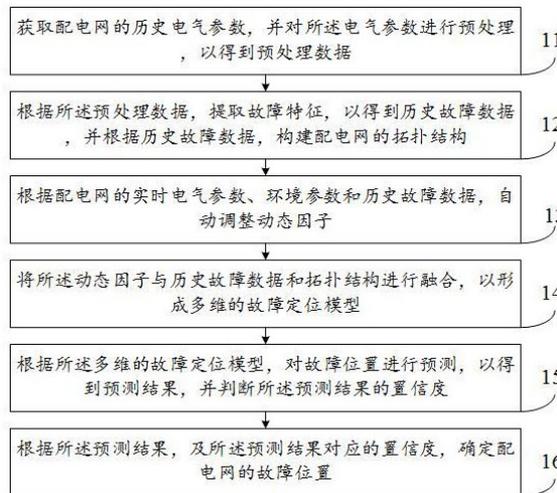
权利要求书2页 说明书11页 附图1页

(54) 发明名称

一种智慧配电网故障定位方法及系统

(57) 摘要

本发明提供一种智慧配电网故障定位方法及系统,涉及配电网技术领域,所述方法包括:根据配电网的实时电气参数、环境参数和历史故障数据,自动调整动态因子;将所述动态因子与历史故障数据和拓扑结构进行融合,以形成多维的故障定位模型;根据所述多维的故障定位模型,对故障位置进行预测,以得到预测结果,并判断所述预测结果的置信度;根据所述预测结果,及所述预测结果对应的置信度,确定配电网的故障位置。本发明通过形成多维的故障定位模型,有效提高了故障定位的准确性,通过设置自动调整动态因子能够应对配电网运行状态的实时变化,还可以实现故障定位的自动化,减少人工判断的依赖,提高故障处理的效率和响应速度。



1. 一种智慧配电网故障定位方法,其特征在于,所述方法包括:
  - 获取配电网的历史电气参数,并对所述电气参数进行预处理,以得到预处理数据;
  - 根据所述预处理数据,提取故障特征,以得到历史故障数据,并根据历史故障数据,构建配电网的拓扑结构;
  - 根据配电网的实时电气参数、环境参数和历史故障数据,自动调整动态因子;
  - 将所述动态因子与历史故障数据和拓扑结构进行融合,以形成多维的故障定位模型;
  - 根据所述多维的故障定位模型,对故障位置进行预测,以得到预测结果,并判断所述预测结果的置信度;
  - 根据所述预测结果,及所述预测结果对应的置信度,确定配电网的故障位置。
2. 根据权利要求1所述的智慧配电网故障定位方法,其特征在于,根据所述预处理数据,提取故障特征,以得到历史故障数据,包括:
  - 在预处理后的电压或电流数据中,从信号起始点开始,按照确定的信号时长截取一段连续的电压或电流信号窗口;
  - 将一段连续的电压或电流信号窗口进行等长分段,每段长度为N个采样点;
  - 对每个分段的电压或电流信号窗口进行加窗处理,以得到加窗后的电压或电流信号窗口;
  - 对加窗后的电压或电流信号窗口进行离散傅里叶变换,以实现将时域信号转换为频域信号;
  - 对所述频域信号进行提取,以获得所述故障特征的频谱参数。
3. 根据权利要求2所述的智慧配电网故障定位方法,其特征在于,根据历史故障数据,构建配电网的拓扑结构,包括:
  - 根据所述频谱参数,获取发生的故障类型及故障区域;
  - 根据所述预处理数据,构建配电网的初步拓扑结构;
  - 将发生的故障类型及故障区域与初步拓扑结构进行融合,以得到配电网的拓扑结构。
4. 根据权利要求3所述的智慧配电网故障定位方法,其特征在于,根据配电网的实时电气参数、环境参数和历史故障数据,自动调整动态因子,包括:
  - 将实时电气参数、环境参数和历史故障数据进行融合,以得到融合数据;
  - 将所述融合数据划分为训练集和测试集;
  - 将所述训练集输入至神经网络模型中,通过多轮迭代,以得到更新的神经网络模型;
  - 将所述测试集输入至更新的神经网络模型中,以获得实时电气参数、环境参数和历史故障数据之间的关联性分析结果;
  - 根据所述关联性分析结果,确定影响故障发生的动态因子。
5. 根据权利要求4所述的智慧配电网故障定位方法,其特征在于,根据所述关联性分析结果,确定影响故障发生的动态因子,包括:
  - 根据关联性分析结果,获取实时电气参数、环境参数和历史故障数据分别与故障发生的关联强度;
  - 对关联强度进行排序,以得到一个按关联强度降序排列的参数列表;
  - 将所述参数列表中的各个关联强度与动态阈值进行对比,并将所述关联强度<动态阈值的部分剔除,以得到动态因子。

6. 根据权利要求5所述的智慧配电网故障定位方法,其特征在于,将所述参数列表中的各个关联强度与动态阈值进行对比,并将所述关联强度<动态阈值的部分剔除,以得到动态因子,包括:

分别计算实时电气参数、环境参数和故障数据的平均值和标准差;

根据预设的权重系数 $\alpha$ 和权重系数 $\beta$ ,计算当前的动态阈值 $T$ ,其中,权重系数 $\alpha$ +权重系数 $\beta=1$ ,动态阈值 $T$ 的计算公式为: $T=\alpha \times (\mu_E+\mu_H+\mu_F)+\beta \times (\sigma_E+\sigma_H+\sigma_F)$ ,其中, $\mu_E$ 为实时电气参数平均值, $\mu_H$ 为环境参数平均值, $\mu_F$ 为故障数据平均值, $\sigma_E$ 为实时电气参数标准差, $\sigma_H$ 为环境参数标准差, $\sigma_F$ 为故障数据标准差;

将所述参数列表中的各个关联强度 $S$ ,与当前的动态阈值 $T$ 进行比较,若 $S \geq T$ ,则将关联强度 $S$ 保留,并作为动态因子,若 $S < T$ ,则剔除;

根据实时电气参数、环境参数和故障数据的变化,更新实时电气参数、环境参数和故障数据分别对应的平均值和标准差,以得到更新的动态阈值 $T$ ;

使用更新的动态阈值 $T$ 重新对所述参数列表中的各个关联强度 $S$ 进行筛选,以得到更新后的动态因子集合。

7. 根据权利要求6所述的智慧配电网故障定位方法,其特征在于,将所述动态因子与历史故障数据和拓扑结构进行融合,以形成多维的故障定位模型,包括:

获取历史故障数据,并与动态因子构成综合特征集;

获取配电网的拓扑结构,并提取与故障定位相关的拓扑特征;

将综合特征集与拓扑特征进行融合,形成一个多维特征向量;

根据多维特征向量和历史故障数据,构建故障定位模型。

8. 一种智慧配电网故障定位系统,其特征在于,包括:

获取模块,用于获取配电网的历史电气参数,并对所述电气参数进行预处理,以得到预处理数据;根据所述预处理数据,提取故障特征,以得到历史故障数据,并根据历史故障数据,构建配电网的拓扑结构;根据配电网的实时电气参数、环境参数和历史故障数据,自动调整动态因子;

处理模块,用于将所述动态因子与历史故障数据和拓扑结构进行融合,以形成多维的故障定位模型;根据所述多维的故障定位模型,对故障位置进行预测,以得到预测结果,并判断所述预测结果的置信度;根据所述预测结果,及所述预测结果对应的置信度,确定配电网的故障位置。

9. 一种计算机,其特征在于,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1-7中任一项所述的方法。

10. 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中存储有程序,该程序被处理器执行时实现如权利要求1-7中任一项所述的方法。

## 一种智慧配电网故障定位方法及系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及配电网技术领域,特别是指一种智慧配电网故障定位方法及系统。

### 背景技术

[0002] 随着智能电网的发展,配电网的运行安全性和稳定性成为越来越重要的课题。故障定位是确保配电网正常运行的关键环节。

[0003] 在传统的配电网故障定位方法中,通常依赖于人工判断,这种方法存在以下问题:

1. 固定阈值局限,传统方法中常采用固定阈值进行故障判断,这种方法难以适应配电网实时变化的运行状态和环境条件,限制了故障定位的准确性和适应性。

[0004] 2. 缺乏多维信息融合,传统方法通常只关注单一维度的信息,如电气参数,而忽略了环境参数和历史故障数据等其他维度的信息,导致故障定位结果的准确性受限。

### 发明内容

[0005] 本发明要解决的技术问题是提供一种智慧配电网故障定位方法及系统,通过形成多维的故障定位模型,有效提高了故障定位的准确性,通过设置自动调整动态因子能够应对配电网运行状态的实时变化,还可以实现故障定位的自动化,减少人工判断的依赖,提高故障处理的效率和响应速度。

[0006] 为解决上述技术问题,本发明的技术方案如下:

第一方面,一种智慧配电网故障定位方法,所述方法包括:

获取配电网的历史电气参数,并对所述电气参数进行预处理,以得到预处理数据;

根据所述预处理数据,提取故障特征,以得到历史故障数据,并根据历史故障数据,构建配电网的拓扑结构;

根据配电网的实时电气参数、环境参数和历史故障数据,自动调整动态因子;

将所述动态因子与历史故障数据和拓扑结构进行融合,以形成多维的故障定位模型;

根据所述多维的故障定位模型,对故障位置进行预测,以得到预测结果,并判断所述预测结果的置信度;

根据所述预测结果,及所述预测结果对应的置信度,确定配电网的故障位置。

[0007] 进一步的,根据所述预处理数据,提取故障特征,以得到历史故障数据,包括:

在预处理后的电压或电流数据中,从信号起始点开始,按照确定的信号时长截取一段连续的电压或电流信号窗口;

将一段连续的电压或电流信号窗口进行等长分段,每段长度为N个采样点;

对每个分段的电压或电流信号窗口进行加窗处理,以得到加窗后的电压或电流信号窗口;

对加窗后的电压或电流信号窗口进行离散傅里叶变换,以实现将时域信号转换为频域信号;

对所述频域信号进行提取,以获得所述故障特征的频谱参数。

[0008] 进一步的,根据历史故障数据,构建配电网的拓扑结构,包括:  
根据所述频谱参数,获取发生的故障类型及故障区域;  
根据所述预处理数据,构建配电网的初步拓扑结构;  
将发生的故障类型及故障区域与所述初步拓扑结构进行融合,以得到配电网的拓扑结构。

[0009] 进一步的,根据配电网的实时电气参数、环境参数和历史故障数据,自动调整动态因子,包括:

将实时电气参数、环境参数和历史故障数据进行融合,以得到融合数据;

将所述融合数据划分为训练集和测试集;

将所述训练集输入至神经网络模型中,通过多轮迭代,以得到更新的神经网络模型;

将所述测试集输入至更新的神经网络模型中,以获得实时电气参数、环境参数和历史故障数据之间的关联性分析结果;

根据所述关联性分析结果,确定影响故障发生的动态因子。

[0010] 进一步的,根据所述关联性分析结果,确定影响故障发生的动态因子,包括:

根据关联性分析结果,获取实时电气参数、环境参数和历史故障数据分别与故障发生的关联强度;

对关联强度进行排序,以得到一个按关联强度降序排列的参数列表;

将所述参数列表中的各个关联强度与动态阈值进行对比,并将所述关联强度<动态阈值的部分剔除,以得到动态因子。

[0011] 进一步的,将所述参数列表中的各个关联强度与动态阈值进行对比,并将所述关联强度<动态阈值的部分剔除,以得到动态因子,包括:

分别计算实时电气参数、环境参数和故障数据的平均值和标准差;

根据预设的权重系数 $a$ 和权重系数 $\beta$ ,计算当前的动态阈值 $T$ ,其中,权重系数 $a$ +权重系数 $\beta=1$ ,动态阈值 $T$ 的计算公式为: $T=a \times (\mu_E+\mu_H+\mu_F)+\beta \times (\sigma_E+\sigma_H+\sigma_F)$ ,其中, $\mu_E$ 为实时电气参数平均值, $\mu_H$ 为环境参数平均值, $\mu_F$ 为故障数据平均值, $\sigma_E$ 为实时电气参数标准差, $\sigma_H$ 为环境参数标准差, $\sigma_F$ 为故障数据标准差;

将所述参数列表中的各个关联强度 $S$ ,与当前的动态阈值 $T$ 进行比较,若 $S \geq T$ ,则将关联强度 $S$ 保留,并作为动态因子,若 $S < T$ ,则剔除;

根据实时电气参数、环境参数和故障数据的变化,更新实时电气参数、环境参数和故障数据分别对应的平均值和标准差,以得到更新的动态阈值 $T$ ;

使用更新的动态阈值 $T$ 重新对所述参数列表中的各个关联强度 $S$ 进行筛选,以得到更新后的动态因子集合。

[0012] 进一步的,将所述动态因子与历史故障数据和拓扑结构进行融合,以形成多维的故障定位模型,包括:

获取历史故障数据,并与动态因子构成综合特征集;

获取配电网的拓扑结构,并提取与故障定位相关的拓扑特征;

将综合特征集与拓扑特征进行融合,形成一个多维特征向量;

根据多维特征向量和历史故障数据,构建故障定位模型。

[0013] 第二方面,一种智慧配电网故障定位系统,包括:

获取模块,用于获取配电网的历史电气参数,并对所述电气参数进行预处理,以得到预处理数据;根据所述预处理数据,提取故障特征,以得到历史故障数据,并根据历史故障数据,构建配电网的拓扑结构;根据配电网的实时电气参数、环境参数和历史故障数据,自动调整动态因子;

处理模块,用于将所述动态因子与历史故障数据和拓扑结构进行融合,以形成多维的故障定位模型;根据所述多维的故障定位模型,对故障位置进行预测,以得到预测结果,并判断所述预测结果的置信度;根据所述预测结果,及所述预测结果对应的置信度,确定配电网的故障位置。

[0014] 第三方面,一种计算机,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所述的方法。

[0015] 第四方面,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程序,该程序被处理器执行时实现所述的方法。

[0016] 本发明的上述方案至少包括以下有益效果:

本发明的上述方案,通过提取故障特征和构建配电网拓扑结构,形成多维的故障定位模型,有效提高了故障定位的准确性。根据配电网的实时电气参数、环境参数和历史故障数据自动调整动态因子,使模型具有较强的适应性,能够应对配电网运行状态的实时变化。通过对故障位置预测结果进行置信度评估,有助于判断预测结果的可靠性,为故障处理提供更有价值的参考信息。本发明可以实现故障定位的自动化,减少人工判断的依赖,提高故障处理的效率和响应速度。

## 附图说明

[0017] 图1是本发明的实施例提供的智慧配电网故障定位方法的流程示意图。

[0018] 图2是本发明的实施例提供的智慧配电网故障定位系统示意图。

## 具体实施方式

[0019] 下面将参照附图更详细地描述本公开的示例性实施例。虽然附图中显示了本公开的示例性实施例,然而应当理解,可以以各种形式实现本公开而不应被这里阐述的实施例所限制。相反,提供这些实施例是为了能够更透彻地理解本公开,并且能够将本公开的范围完整的传达给本领域的技术人员。

[0020] 如图1所示,本发明的实施例提出一种智慧配电网故障定位方法,所述方法包括以下步骤:

步骤11,获取配电网的历史电气参数,并对所述电气参数进行预处理,以得到预处理数据;

步骤12,根据所述预处理数据,提取故障特征,以得到历史故障数据,并根据历史故障数据,构建配电网的拓扑结构;

步骤13,根据配电网的实时电气参数、环境参数和历史故障数据,自动调整动态因子;

步骤14,将所述动态因子与历史故障数据和拓扑结构进行融合,以形成多维的故障定位模型;

步骤15,根据所述多维的故障定位模型,对故障位置进行预测,以得到预测结果,并判断所述预测结果的置信度;

步骤16,根据所述预测结果,及所述预测结果对应的置信度,确定配电网的故障位置。

[0021] 需要说明的是,在步骤11中,通过对原始电气参数进行去噪、归一化等预处理操作,以消除数据中的异常值、噪声等影响,提高后续故障特征提取和模型构建的准确性,得到更加规范化和可靠的预处理数据。在步骤12中,通过分析预处理数据,提取出故障特征,以得到历史故障数据,如故障时刻的电压突变、电流波形等。同时,根据历史故障数据建立配电网的拓扑结构,可以得到有效的历史故障数据和拓扑结构信息。在步骤13中,综合考虑实时电气参数、环境参数和历史故障数据的变化,自动调整动态因子,使故障定位模型能够适应配电网运行状态的实时变化,从而提高故障定位模型的自适应性和准确性。在步骤14中,整合动态因子、历史故障数据和拓扑结构等多维信息,构建更加全面和准确的故障定位模型,形成具有较高准确性和可靠性的多维故障定位模型。在步骤15中,可以得到故障位置预测结果及其对应的置信度,为最终故障位置判断提供依据。在步骤16中,综合考虑预测结果及其置信度,确定最终的故障位置,可以实现准确、快速地定位配电网故障位置,提高配电网的运行安全性和稳定性。

[0022] 在本发明一优选的实施例中,上述步骤12,可以包括:

步骤121,在预处理后的电压或电流数据中,从信号起始点开始,按照确定的信号时长截取一段连续的电压或电流信号窗口;

步骤122,将一段连续的电压或电流信号窗口进行等长分段,每段长度为N个采样点;

步骤123,对每个分段的电压或电流信号窗口进行加窗处理,以得到加窗后的电压或电流信号窗口;

步骤124,对加窗后的电压或电流信号窗口进行离散傅里叶变换,以实现将时域信号转换为频域信号;

步骤125,对所述频域信号进行提取,以获得所述故障特征的频谱参数。

[0023] 需要说明的是,在步骤121中,通过确定合适的信号时长,截取的信号窗口能够更好地捕捉到故障发生时的电气参数变化,从而有利于提取故障发生时的关键信息。在步骤122中,等长分段使得每个分段信号在长度上保持一致,有利于后续对各分段信号进行统一处理,提高故障特征提取的计算效率。在步骤123中,加窗处理能够有效地减少信号边缘的突变对频谱分析的影响,降低频谱泄露现象,从而使得频谱分析结果更加准确和稳定。在步骤124中,频域信号可以揭示信号中的频率成分、能量分布等特性,有助于更准确地识别和提取故障时产生的特定频率特征,提高故障定位的精确性。在步骤125中,通过频域分析,能够识别出故障时产生的频谱参数(例如谐波、频率分量等),这些参数可作为故障特征,有助于区分正常状态与故障状态,从而提高故障定位模型的准确性和鲁棒性。

[0024] 在本发明一优选的实施例中,上述步骤12,还可以包括:  
步骤126,根据所述频谱参数,获取发生的故障类型及故障区域;  
步骤127,根据所述预处理数据,构建配电网的初步拓扑结构;  
步骤128,将发生的故障类型及故障区域与所述初步拓扑结构进行融合,以得到配电网的拓扑结构。

[0025] 需要说明的是,通过分析频谱参数,如谐波、频率分量等,可以有效地识别不同类型的故障以及故障发生的大致区域,有助于提高故障定位的初步准确性,从而降低误报和漏报的概率,提高运维效率。通过预处理数据构建的初步拓扑结构,能够反映配电网的基本连接关系和设备分布,为后续分析配电网运行和进行故障定位提供基础信息,提高分析效率和准确性。将识别出的故障类型和故障区域信息融入初步拓扑结构,从而得到更为详细和精确的配电网拓扑结构,有助于运维人员更好地理解配电网的实际运行状况、设备关系及其受故障影响的情况,从而提高故障定位和处理的效率及时性。

[0026] 在本发明一优选的实施例中,上述步骤13,可以包括:  
步骤131,将实时电气参数、环境参数和历史故障数据进行融合,以得到融合数据;  
步骤132,将所述融合数据划分为训练集和测试集;  
步骤133,将所述训练集输入至神经网络模型中,通过多轮迭代,以得到更新的神经网络模型;

步骤134,将所述测试集输入至更新的神经网络模型中,以获得实时电气参数、环境参数和历史故障数据之间的关联性分析结果;

步骤135,根据所述关联性分析结果,确定影响故障发生的动态因子。

[0027] 需要说明的是,在步骤131中,通过获取不同来源的数据,可以更全面地分析配电系统的运行状况,提高故障预测和定位的精度,从而降低误报和漏报的概率,提高运维效率。在步骤132中,通过将融合数据分为训练集和测试集,可以更有效地评估神经网络模型的预测性能和泛化能力,从而确保模型在实际应用中具有较高的准确性和可靠性。在步骤133中,经过多轮迭代训练,神经网络模型能够挖掘实时电气参数、环境参数和历史故障数据之间的内在关联,从而提高故障预测和定位的准确性,降低故障诊断时间。在步骤134中,通过将测试集输入更新的神经网络模型并获得关联性分析结果,可以有效地评估神经网络模型在实际应用中的性能,确保神经网络模型在面对不同情况时具有较高的准确性和鲁棒性。在步骤135中,识别出影响故障发生的动态因子,有助于运维人员更深入地理解故障产生的机制,进而采取针对性的预防和处理措施,提高配电系统的稳定性和可靠性,降低运维成本。

[0028] 在本发明一优选的实施例中,上述步骤135,可以包括:  
步骤1351,根据关联性分析结果,获取实时电气参数、环境参数和历史故障数据分别与故障发生的关联强度;

步骤1352,对关联强度进行排序,以得到一个按关联强度降序排列的参数列表;

步骤1353,将所述参数列表中的各个关联强度与动态阈值进行对比,并将所述关联强度<动态阈值的部分剔除,以得到动态因子。

[0029] 需要说明的是,在步骤1351中,通过计算各参数与故障发生关联强度,可以明确哪些因素对故障发生影响较大,从而有针对性地制定故障预防和处理措施,提高系统的稳定

性和可靠性。在步骤1352中,关联强度排名列表可帮助运维人员清晰地了解各参数对故障发生的影响程度,从而制定更精确的故障预警和处理策略,降低故障风险,提高运维效率。在步骤1353中,通过筛选出关联强度大于动态阈值的动态因子,运维人员可以更加专注于关键影响因素,从而采取更有效的故障预防和处理措施,降低故障发生频率,提高配电网的稳定性和可靠性。

[0030] 在本发明一优选的实施例中,上述步骤1353,可以包括:

步骤13531,分别计算实时电气参数、环境参数和故障数据的平均值和标准差;

步骤13532,根据预设的权重系数 $\alpha$ 和权重系数 $\beta$ ,计算当前的动态阈值 $T$ ,其中,权重系数 $\alpha$ +权重系数 $\beta$ =1,动态阈值 $T$ 的计算公式为:

$T = \alpha \times (\mu_E + \mu_H + \mu_F) + \beta \times (\sigma_E + \sigma_H + \sigma_F)$ ,其中, $\mu_E$ 为实时电气参数平均值, $\mu_H$ 为环境参数平均值, $\mu_F$ 为故障数据平均值, $\sigma_E$ 为实时电气参数标准差, $\sigma_H$ 为环境参数标准差, $\sigma_F$ 为故障数据标准差;

步骤13533,将所述参数列表中的各个关联强度 $S$ ,与当前的动态阈值 $T$ 进行比较,若 $S \geq T$ ,则将关联强度 $S$ 保留,并作为动态因子,若 $S < T$ ,则剔除;

步骤13534,根据实时电气参数、环境参数和故障数据的变化,更新实时电气参数、环境参数和故障数据分别对应的平均值和标准差,以得到更新的动态阈值 $T$ ;

步骤13535,使用更新的动态阈值 $T$ 重新对所述参数列表中的各个关联强度 $S$ 进行筛选,以得到更新后的动态因子集合。

[0031] 在本发明实施例中,通过计算平均值和标准差,可以更好地了解数据的集中趋势和离散程度,从而为后续动态阈值的计算和动态因子的筛选提供关键信息。动态阈值 $T$ 综合了电气参数、环境参数和故障数据的平均值与标准差,使得阈值更具针对性和合理性,能更准确地筛选出与故障发生具有较大关联性的因素,提高故障预防和处理效果。通过筛选出关联强度 $S$ 大于等于动态阈值 $T$ 的因素,能够更精确地识别对故障发生具有较大影响的动态因子,有助于运维人员集中精力解决关键问题,提高故障处理效率。实时更新动态阈值 $T$ ,使其适应数据变化,进一步提高筛选动态因子的准确性,有助于及时发现潜在问题,降低故障风险,提高配电网的稳定性和可靠性。根据更新的动态阈值 $T$ 筛选动态因子,保证动态因子集合始终与当前数据特征相符,这使得运维人员能够根据最新情况制定更加精确的故障预防和处理策略,提高工作效率,确保配电网正常运行。

[0032] 在本发明一优选的实施例中,上述步骤14,可以包括:

步骤141,获取历史故障数据,并与动态因子构成综合特征集;

步骤142,获取配电网的拓扑结构,并提取与故障定位相关的拓扑特征;

步骤143,将综合特征集与拓扑特征进行融合,形成一个多维特征向量;

步骤144,根据多维特征向量和历史故障数据,构建多维的故障定位模型。

[0033] 在本发明实施例中,结合历史故障特征参数与动态因子,可以更精确地反映实际故障情况,如故障发生时的电气参数、环境参数等,这使得综合特征集具有更丰富的信息,有助于提高故障定位模型的预测能力,从而减少错误定位的概率。拓扑特征可以反映配电网中各元件之间的连接关系,以及电力流动的路径,这种关系对于故障定位十分重要,它可以帮助模型理解在某些故障情况下,某些设备或线路受到的影响程度,从而提高定位的精度。融合综合特征集和拓扑特征后,多维特征向量包含了更丰富的信息,如设备的运行状

态、环境条件、电网拓扑关系等,这种多方面的信息有助于模型更好地捕捉故障产生的原因和影响,从而提高故障定位的准确性和稳定性。基于多维特征向量和历史故障特征参数的故障定位模型,能够充分利用历史数据和多方面的特征信息,使得模型更具鲁棒性,这样的模型在应对各种类型的故障时,能够保持较高的定位准确率,从而缩短故障处理时间,减少经济损失,提高电网运行的安全性和可靠性。

[0034] 在本发明一优选的实施例中,上述步骤15,可以包括:

步骤151,对实时电气参数进行标准化处理,以得到标准化数据,并将所述标准化数据进行融合,以得到组合特征向量,其中,组合特征向量的计算公式为:

$F' = \{F'_1, F'_2, \dots, F'_n\}$ ,  $F'_n$ 为第 $n$ 个经过标准化处理后的特征, $n$ 为特征数量, $F'$ 为组合特征向量; $F'_i = \frac{F_i - \mu(F_i)}{\sigma(F_i)}$ ,其中, $F_i$ 为第 $i$ 个特征, $\mu(F_i)$ 为特征 $i$ 的均值, $\sigma(F_i)$ 为特征 $i$ 的标准差;

步骤152,将所述组合特征向量输入至多维的故障定位模型中,以得到预测故障位置 $P$ ;

步骤153,通过SVM 决策函数计算决策值 $f$ ,其中,决策值 $f$ 的计算公式为:

$f = Dec_f(F'_{real})$ ,其中, $Dec_f$ 为SVM决策函数计算得到的决策值,通过普拉特缩放方法将决策值 $f$ 转换为概率形式,以得到预测概率 $C(P)$ ,预测概率 $C(P)$ 的计算公式为:

$$C(P) = P(y = 1 | f) = \frac{1}{1 + e^{Af+B}}, \text{其中, } A \text{ 和 } B \text{ 分别为普拉特缩放方法中的参数, } e$$

为欧拉数, $P(y = 1 | f)$ 表示在给定决策值 $f$ 的条件下,某个数据点属于类别1的概率;

步骤154,计算每个故障位置 $P$ 的加权平均和标准差,每个故障位置 $P$ 的加权平均 $L$ 的计算公式为: $L = \frac{\sum(P_d \times C(P)_d)}{\sum(P_d)}$ ,其中, $P_d$ 为类别 $d$ 在样本集中的相对频率, $C(P)_d$ 为类别 $d$

的预测概率,每个故障位置 $P$ 的标准差 $g$ 的计算公式为: $g = \sqrt{\frac{\sum(P_d \times (C(P)_d - L)^2)}{\sum(P_d)}}$ ;

步骤155,根据加权平均 $L$ 和标准差 $g$ 计算置信度指标 $R$ ,若置信度指标 $R >$  固定值 $V$ ,则预测故障位置 $P$ 是可靠的,其中,置信度指标 $R$ 的计算公式为: $R = \frac{C_{max} - L}{g}$ ,其中, $C_{max}$ 为最大预测概率。

[0035] 在本发明实施例中,在步骤151中,通过将实时电气参数进行标准化处理,消除了特征之间的量纲差异,使得在实际应用中,故障定位模型可以更好地理解和衡量不同特征的重要性,有助于提高故障定位模型的预测能力和稳定性,使模型在分析各个特征时具备相同的度量标准。在步骤152中,通过将实时数据的组合特征向量输入到多维故障定位模型,模型可以根据实时数据为电网故障提供更准确的定位预测,这体现了多维故障定位模型的实际应用价值,有助于实时监测和故障处理。在步骤153中,利用SVM决策函数将故障定位预测结果转换为概率形式,概率化表述的预测结果有助于运维人员更直观地理解模型预测的不确定性,从而提高决策可信度。在步骤154中,通过对预测结果进行加权平均和计算

标准差,可以量化模型在不同故障位置的预测稳定性,加权平均和标准差的计算有助于实时评估模型对于各个故障位置的预测可靠性,为运维人员提供更为科学的决策依据。在步骤15中,通过计算置信度指标 $R$ ,对模型预测结果的可信程度进行量化评估,当置信度指标 $R$ 大于给定固定值 $V$ 时,预测结果被认为是可靠的,运维人员可以根据这一预测对故障进行处理,这有助于避免基于不可靠的预测结果采取错误的故障处理措施,提高故障处理的准确性和效率。因此,本发明实施例能够提高故障定位模型的预测准确性和稳定性,从而更有效地应对电网故障,缩短故障处理时间,减少经济损失,并提高电网运行的安全性和可靠性。

[0036] 在本发明一优选的实施例中,在上述步骤16之后,还可以包括:

步骤17,根据故障位置和预测结果的置信度与历史故障数据进行比较,具体为,通过  $r = \frac{\sum [(a_h - \bar{a})(b_h - \bar{b})]}{(k-1)\sigma_a\sigma_b}$ , 计算与当前故障位置相似的历史故障模式,其中, $r$ 为Pearson相

关系系数, $a_h$ 和  $b_h$ 分别是故障位置和预测结果的置信度, $\bar{a}$ 和  $\bar{b}$ 分别表示故障位置和预测结果置信度的平均值, $\sigma_a$ 和  $\sigma_b$ 分别表示故障位置和预测结果置信度的标准差, $k$ 为故障位置和预测结果置信度的数据点的数量;

步骤18,根据所述相似的历史故障模式,构建卷积神经网络,通过卷积神经网络计算每种故障模式的分类结果,其中,卷积神经网络中卷积层的计算公式为:

$$\left[ h_{o,j} = \sum_m \sum_p \omega_{m,p} \times x_{o+m,j+p} \right], \text{其中, } h_{o,j} \text{ 是卷积层的输出, } \omega_{m,p} \text{ 是卷积核}$$

中的权重, $x_{o+m,j+p}$ 为输入数据, $o$ 和 $j$ 分别为输入数据 $x_{o+m,j+p}$ 的行和列的位置, $m$ 和  $p$ 分别为卷积核  $\omega_{m,p}$  的行和列的位置;

步骤19,根据所述分类结果,使用ARIMA模型预测故障的发展趋势,以得到电网运行状态;

步骤20,根据所述电网运行状态,采用线性规划制定应对策略,其中,线性规划的计算公式为:

$$\left[ \min(z) = \sum_{u=1}^q c_u y_u \right] \left[ \eta t. \sum_{u=1}^q a_{\delta,u} y_u \leq b_{\delta}, \delta = 1, 2, \dots, \eta \right], \text{其中, } \min(z) \text{ 是目标函数, } c_u \text{ 为决策变}$$

量 $y_u$ 的代价, $\eta t.$ 为约束条件, $\sum_{u=1}^q a_{\delta,u} y_u \leq b_{\delta}$ 为所有的决策变量 $y_u$ 乘以对应的系数 $a_{\delta,u}$ 的和小于等于 $b_{\delta}$ , $u$ 为决策变量的索引, $q$ 为决策变量的总数, $\delta$ 为约束条件的索引, $\eta$ 为约束条件的总数。

[0037] 在本发明实施例中,在步骤17中,通过找出与当前故障位置相似的历史故障模式,通过历史数据的对比和分析,可以更准确地识别当前的故障模式,此外,Pearson相关系数的计算也能揭示出故障位置和预测结果置信度之间的相关性,有助于更准确地预测故障的发展趋势。在步骤18中,通过构建卷积神经网络,可以更好地对故障模式进行分类,卷积神经网络能够自动提取特征,通过卷积神经网络,可以更精准地对故障模式进行分类,从而提

升预测的准确性。在步骤19中,使用ARIMA模型预测故障的发展趋势,可以帮助我们了解电网的运行状态,可以很好地捕捉到时间序列数据的自回归性和移动平均性,从而预测未来的走势。在步骤20中,采用线性规划制定应对策略,是为了找到在满足所有约束条件的情况下,使得目标函数取得最小值的决策变量的取值,可以找到最优的应对策略,使得电网运行成本最低,效率最高。

[0038] 如图2所示,本发明的实施例还提供一种智慧配电网故障定位系统20,包括:

获取模块21,用于获取配电网的历史电气参数,并对所述电气参数进行预处理,以得到预处理数据;根据所述预处理数据,提取故障特征,以得到历史故障数据,并根据历史故障数据,构建配电网的拓扑结构;根据配电网的实时电气参数、环境参数和历史故障数据,自动调整动态因子;

处理模块22,用于将所述动态因子与历史故障数据和拓扑结构进行融合,以形成多维的故障定位模型;根据所述多维的故障定位模型,对故障位置进行预测,以得到预测结果,并判断所述预测结果的置信度;根据所述预测结果,及所述预测结果对应的置信度,确定配电网的故障位置。

[0039] 可选的,根据所述预处理数据,提取故障特征,以得到历史故障数据,包括:

在预处理后的电压或电流数据中,从信号起始点开始,按照确定的信号时长截取一段连续的电压或电流信号窗口;

将一段连续的电压或电流信号窗口进行等长分段,每段长度为N个采样点;

对每个分段的电压或电流信号窗口进行加窗处理,以得到加窗后的电压或电流信号窗口;

对加窗后的电压或电流信号窗口进行离散傅里叶变换,以实现将时域信号转换为频域信号;

对所述频域信号进行提取,以获得所述故障特征的频谱参数。

[0040] 可选的,根据历史故障数据,构建配电网的拓扑结构,包括:

根据所述频谱参数,获取发生的故障类型及故障区域;

根据所述预处理数据,构建配电网的初步拓扑结构;

将发生的故障类型及故障区域与所述初步拓扑结构进行融合,以得到配电网的拓扑结构。

[0041] 可选的,根据配电网的实时电气参数、环境参数和历史故障数据,自动调整动态因子,包括:

将实时电气参数、环境参数和历史故障数据进行融合,以得到融合数据;

将所述融合数据划分为训练集和测试集;

将所述训练集输入至神经网络模型中,通过多轮迭代,以得到更新的神经网络模型;

将所述测试集输入至更新的神经网络模型中,以获得实时电气参数、环境参数和历史故障数据之间的关联性分析结果;

根据所述关联性分析结果,确定影响故障发生的动态因子。

[0042] 可选的,根据所述关联性分析结果,确定影响故障发生的动态因子,包括:

根据关联性分析结果,获取实时电气参数、环境参数和历史故障数据分别与故障

发生的关联强度；

对关联强度进行排序,以得到一个按关联强度降序排列的参数列表；

将所述参数列表中的各个关联强度与动态阈值进行对比,并将所述关联强度<动态阈值的部分剔除,以得到动态因子。

[0043] 可选的,将所述参数列表中的各个关联强度与动态阈值进行对比,并将所述关联强度<动态阈值的部分剔除,以得到动态因子,包括:

分别计算实时电气参数、环境参数和故障数据的平均值和标准差；

根据预设的权重系数 $\alpha$ 和权重系数 $\beta$ ,计算当前的动态阈值 $T$ ,其中,权重系数 $\alpha$ +权重系数 $\beta=1$ ,动态阈值 $T$ 的计算公式为: $T=\alpha \times (\mu_E+\mu_H+\mu_F)+\beta \times (\sigma_E+\sigma_H+\sigma_F)$ ,其中, $\mu_E$ 为实时电气参数平均值, $\mu_H$ 为环境参数平均值, $\mu_F$ 为故障数据平均值, $\sigma_E$ 为实时电气参数标准差, $\sigma_H$ 为环境参数标准差, $\sigma_F$ 为故障数据标准差；

将所述参数列表中的各个关联强度 $S$ ,与当前的动态阈值 $T$ 进行比较,若 $S \geq T$ ,则将关联强度 $S$ 保留,并作为动态因子,若 $S < T$ ,则剔除；

根据实时电气参数、环境参数和故障数据的变化,更新实时电气参数、环境参数和故障数据分别对应的平均值和标准差,以得到更新的动态阈值 $T$ ；

使用更新的动态阈值 $T$ 重新对所述参数列表中的各个关联强度 $S$ 进行筛选,以得到更新后的动态因子集合。

[0044] 可选的,将所述动态因子与历史故障数据和拓扑结构进行融合,以形成多维的故障定位模型,包括:

获取历史故障数据,并与动态因子构成综合特征集；

获取配电网的拓扑结构,并提取与故障定位相关的拓扑特征；

将综合特征集与拓扑特征进行融合,形成一个多维特征向量；

根据多维特征向量和历史故障数据,构建故障定位模型。

[0045] 需要说明的是,该系统是与上述方法相对应的,上述方法实施例中的所有实现方式均适用于该实施例中,也能达到相同的技术效果。

[0046] 本发明的实施例还提供一种计算机,包括:处理器、存储有计算机程序的存储器,所述计算机程序被处理器运行时,执行如上所述的方法。上述方法实施例中的所有实现方式均适用于该实施例中,也能达到相同的技术效果。

[0047] 本发明的实施例还提供一种计算机可读存储介质,存储指令,当所述指令在计算机上运行时,使得计算机执行如上所述的方法。上述方法实施例中的所有实现方式均适用于该实施例中,也能达到相同的技术效果。

[0048] 本领域普通技术人员可以意识到,结合本发明中所公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤,能够以电子硬件、或者计算机软件和电子硬件的结合来实现。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行,取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本发明的范围。

[0049] 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。

[0050] 在本发明所提供的实施例中,应该理解到,所揭露的装置和方法,可以通过其它的

方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0051] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0052] 另外,在本发明各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。

[0053] 所述功能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、ROM、RAM、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0054] 此外,需要指出的是,在本发明的装置和方法中,显然,各部件或各步骤是可以分解和/或重新组合的。这些分解和/或重新组合应视为本发明的等效方案。并且,执行上述系列处理的步骤可以自然地按照说明的顺序按时间顺序执行,但是并不需要一定按照时间顺序执行,某些步骤可以并行或彼此独立地执行。对本领域的普通技术人员而言,能够理解本发明的方法和装置的全部或者任何步骤或者部件,可以在任何计算装置(包括处理器、存储介质等)或者计算装置的网络中,以硬件、固件、软件或者它们的组合加以实现,这是本领域普通技术人员在阅读了本发明的说明的情况下运用他们的基本编程技能就能实现的。

[0055] 因此,本发明的目的还可以通过在任何计算装置上运行一个程序或者一组程序来实现。所述计算装置可以是公知的通用装置。因此,本发明的目的也可以仅仅通过提供包含实现所述方法或者装置的程序代码的程序产品来实现。也就是说,这样的程序产品也构成本发明,并且存储有这样的程序产品的存储介质也构成本发明。显然,所述存储介质可以是任何公知的存储介质或者将来所开发出来的任何存储介质。还需要指出的是,在本发明的装置和方法中,显然,各部件或各步骤是可以分解和/或重新组合的。这些分解和/或重新组合应视为本发明的等效方案。并且,执行上述系列处理的步骤可以自然地按照说明的顺序按时间顺序执行,但是并不需要一定按照时间顺序执行。某些步骤可以并行或彼此独立地执行。

[0056] 以上所述是本发明的优选实施方式,应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明所述原理的前提下,还可以作出若干改进和润饰,这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。

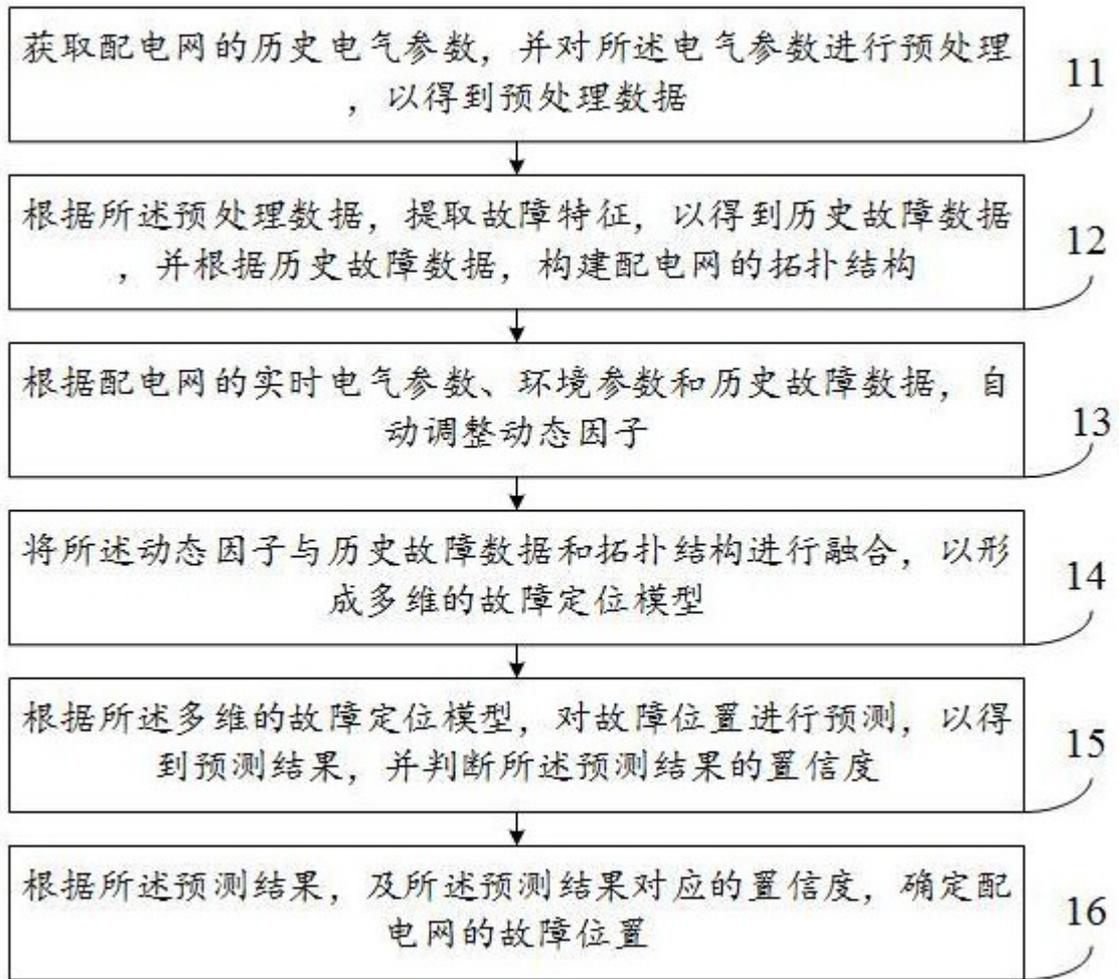


图 1

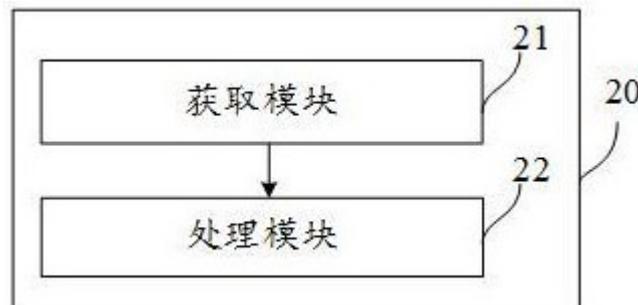


图 2