



(21) 申请号 202411252778.1

(22) 申请日 2024.09.09

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 119024103 A

(43) 申请公布日 2024.11.26

(73) 专利权人 国网安徽省电力有限公司芜湖市
湾沚区供电公司地址 241199 安徽省芜湖市芜湖县湾沚镇
芜湖北路01幢1号(72) 发明人 潘文虎 乔向阳 余嘉文 孙伟
方浩腾 苏志朋 汪恕东 李婷
钱成兵 李玮 赵福海 江祖旺

(74) 专利代理机构 合肥文炳知识产权代理有限公司 34363

专利代理师 丁伟

(51) Int.Cl.

G01R 31/08 (2020.01)

(56) 对比文件

CN 111781467 A, 2020.10.16

CN 112485597 A, 2021.03.12

审查员 刘晓佩

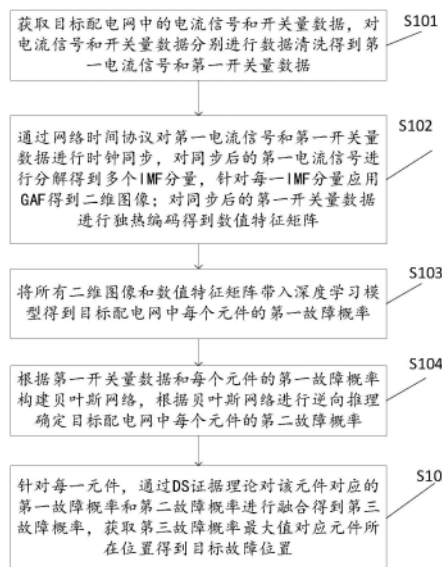
权利要求书3页 说明书10页 附图2页

(54) 发明名称

一种配网故障识别定位方法及装置

(57) 摘要

本发明公开了一种配网故障识别定位方法及装置,涉及配网故障识别技术领域;对同步后的第一电流信号进行分解后应用GAF得到二维图像;对同步后的第一开关量数据进行独热编码得到数值特征矩阵;将所有二维图像和数值特征矩阵代入深度学习模型得到每个元件的第一故障概率;根据第一开关量数据和每个元件的第一故障概率构建贝叶斯网络后进行逆向推理确定每个元件的第二故障概率;用DS证据理论对该元件对应的第一故障概率和第二故障概率进行融合得到第三故障概率。通过深度学习模型从输入的二维图像和数值特征矩阵中确定故障概率,提高了故障检测的准确性,再融合第一故障概率和第二故障概率,提升整体判断的可靠性,提高电网故障定位系统的效率。



1. 一种配网故障识别定位方法,其特征在于,所述方法包括:

获取目标配电网中的电流信号和开关量数据,对所述电流信号和所述开关量数据分别进行数据清洗得到第一电流信号和第一开关量数据;

通过网络时间协议对所述第一电流信号和所述第一开关量数据进行时钟同步,对同步后的第一电流信号进行分解得到多个IMF分量,针对每一IMF分量应用GAF得到二维图像;对同步后的第一开关量数据进行独热编码得到数值特征矩阵;

将所有二维图像和所述数值特征矩阵代入深度学习模型得到所述目标配电网中每个元件的第一故障概率;

根据所述第一开关量数据和每个元件的第一故障概率构建贝叶斯网络,根据所述贝叶斯网络进行逆向推理确定所述目标配电网中每个元件的第二故障概率;

针对每一元件,通过DS证据理论对该元件对应的第一故障概率和第二故障概率进行融合得到第三故障概率,获取第三故障概率最大值对应元件所在位置得到目标故障位置。

2. 根据权利要求1所述的一种配网故障识别定位方法,其特征在于,对同步后的第一电流信号进行分解得到多个IMF分量包括:

步骤1:对同步后的第一电流信号添加白噪声得到第一信号;

步骤2:获取所述第一信号中的所有局部极大值和局部极小值,通过插值法分别连接所有局部极大值和局部极小值得到上包络线和下包络线;

步骤3:分别计算所述上包络线和所述下包络线的平均值得到上包均值和下包均值,以所述上包均值减去所述下包均值得到目标均值;

步骤4:所述第一信号减去所述目标均值得到初步模态分量;

步骤5:将所述初步模态分量记为步骤2中的第一信号,重复上述步骤2到步骤4,直到满足第一预设条件得到目标IMF分量;

步骤6:以所述第一电流信号减去所述目标IMF分量得到第二电流信号,将所述第二电流信号记为步骤1中的第一电流信号,重复上述步骤1到步骤5,直到满足第二预设条件得到目标IMF分量集。

3. 根据权利要求1所述的一种配网故障识别定位方法,其特征在于,将所有二维图像和所述数值特征矩阵代入深度学习模型得到所述目标配电网中每个元件的第一故障概率包括:

将所有二维图像进行尺寸归一化得到目标二维图像集,针对所述目标二维图像集中的任一目标二维图像,将该目标二维图像输入至卷积神经网络的卷积层得到局部特征,将所述局部特征代入多层卷积和池化处理得到一维向量;

将所述数值特征矩阵输入至全连接层进行线性变换,并通过激活函数进行非线性特征提取得到数值特征向量;

对该一维向量和所述数值特征向量进行向量融合得到综合特征向量,通过Si gmo i d函数将所有综合特征向量转化为概率值,得到每个元件的第一故障概率。

4. 根据权利要求1所述的一种配网故障识别定位方法,其特征在于,根据所述第一开关量数据和每个元件的第一故障概率构建贝叶斯网络,根据所述贝叶斯网络进行逆向推理确定所述目标配电网中每个元件的第二故障概率包括:

将每个元件的状态和每个开关的状态作为网络中的一个节点构建贝叶斯网络,所述贝

叶斯网络中元件状态节点和开关量节点之间有向边表示依赖关系；

每个元件的初始故障概率使用第一故障概率,根据历史数据和元件状态与开关量的关联计算并填充开关量节点的条件概率；

根据每个元件的第一故障概率和每个开关量节点的条件概率填入对应的条件概率表得到目标概率表；

获取当前时刻的开关量数据,结合所述目标概率表,通过信念传播得到每个元件的第二故障概率。

5.根据权利要求1所述的一种配网故障识别定位方法,其特征在于,针对每一元件,通过DS证据理论对该元件对应的第一故障概率和第二故障概率进行融合得到第三故障概率包括:

将所有元件对应的第一故障概率转化为BPA函数记为第一概率分配,将所有元件对应的第二故障概率转化为BPA函数记为第二概率分配；

将每个元件的第一概率分配和第二概率分配代入Dempster组合规则得到每个元件的第三故障概率。

6.一种配网故障识别定位装置,其特征在于,所述装置包括:

数据清洗模块,用于获取目标配电网中的电流信号和开关量数据,对所述电流信号和所述开关量数据分别进行数据清洗得到第一电流信号和第一开关量数据；

数据处理模块,用于通过网络时间协议对所述第一电流信号和所述第一开关量数据进行时钟同步,对同步后的第一电流信号进行分解得到多个IMF分量,针对每一IMF分量应用GAF得到二维图像;对同步后的第一开关量数据进行独热编码得到数值特征矩阵；

第一故障概率模块,用于将所有二维图像和所述数值特征矩阵代入深度学习模型得到所述目标配电网中每个元件的第一故障概率；

第二故障概率模块,用于根据所述第一开关量数据和每个元件的第一故障概率构建贝叶斯网络,根据所述贝叶斯网络进行逆向推理确定所述目标配电网中每个元件的第二故障概率；

故障概率融合模块,用于针对每一元件,通过DS证据理论对该元件对应的第一故障概率和第二故障概率进行融合得到第三故障概率,获取第三故障概率最大值对应元件所在位置得到目标故障位置。

7.根据权利要求6所述的一种配网故障识别定位装置,其特征在于,所述数据处理模块包括:

白噪声添加模块,用于对同步后的第一电流信号添加白噪声得到第一信号；

包络线生成模块,用于获取所述第一信号中的所有局部极大值和局部极小值,通过插值法分别连接所有局部极大值和局部极小值得到上包络线 and 下包络线；

目标均值计算模块,用于分别计算所述上包络线和所述下包络线的平均值得到上包均值和下包均值,以所述上包均值减去所述下包均值得到目标均值；

初步模态分量模块,用于将所述第一信号减去所述目标均值得到初步模态分量；

目标IMF分量计算模块,用于将所述初步模态分量记为所述包络线生成模块中的第一信号,重复所述包络线生成模块到所述初步模态分量模块,直到满足第一预设条件得到目标IMF分量；

循环模块,用于以所述第一电流信号减去所述目标IMF分量得到第二电流信号,将所述第二电流信号记为所述白噪声添加模块中的第一电流信号,重复所述白噪声添加模块到所述目标IMF分量计算模块,直到满足第二预设条件得到目标IMF分量集。

8.根据权利要求6所述的一种配网故障识别定位装置,其特征在于,所述第一故障概率模块包括:

局部特征提取模块,用于将所有二维图像进行尺寸归一化得到目标二维图像集,针对所述目标二维图像集中的任一目标二维图像,将该目标二维图像输入至卷积神经网络的卷积层得到局部特征,将所述局部特征代入多层卷积和池化处理得到一维向量;

非线性特征提取模块,用于将所述数值特征矩阵输入至全连接层进行线性变换,并通过激活函数进行非线性特征提取得到数值特征向量;

向量融合模块,用于对该一维向量和所述数值特征向量进行向量融合得到综合特征向量,通过Sigmoid函数将所有综合特征向量转化为概率值,得到每个元件的第一故障概率。

9.根据权利要求6所述的一种配网故障识别定位装置,其特征在于,所述第二故障概率模块包括:

节点构建模块,用于将每个元件的状态和每个开关的状态作为网络中的一个节点构建贝叶斯网络,所述贝叶斯网络中元件状态节点和开关量节点之间有向边表示依赖关系;

条件概率确定模块,用于每个元件的初始故障概率使用第一故障概率,根据历史数据和元件状态与开关量的关联计算并填充开关量节点的条件概率;

目标概率表确定模块,用于根据每个元件的第一故障概率和每个开关量节点的条件概率填入对应的条件概率表得到目标概率表;

第二故障概率计算模块,用于获取当前时刻的开关量数据,结合所述目标概率表,通过信念传播得到每个元件的第二故障概率。

10.根据权利要求6所述的一种配网故障识别定位装置,其特征在于,所述故障概率融合模块包括:

故障概率转化模块,用于将所有元件对应的第一故障概率转化为BPA函数记为第一概率分配,将所有元件对应的第二故障概率转化为BPA函数记为第二概率分配;

第三故障概率确定模块,用于将每个元件的第一概率分配和第二概率分配代入Dempster组合规则得到每个元件的第三故障概率。

一种配网故障识别定位方法及装置

技术领域

[0001] 本发明属于配网故障识别技术领域,具体涉及一种配网故障识别定位方法及装置。

背景技术

[0002] 电力系统的核心目标是为用户提供持续、稳定的电力供应。然而,当电网出现故障时,如果未能及时识别和处理,可能引发连锁反应,导致更大范围的电网故障,甚至引发大规模停电事故,此外,未及时识别和处理的电网故障还可能导致设备长时间运行在异常状态下,增加设备的损耗和故障风险。

[0003] 传统的配网故障定位方法主要依赖人工巡查和故障指示器等简单设备,这种方法不仅耗时长、效率低,尤其在广域分布的配电网中,人工巡检的工作量巨大。早期的配网故障定位还依赖于单点检测设备,如电流互感器和电压互感器等,这些设备只能监测安装位置的参数,当发生故障时,仅能提供局部的故障信息,难以快速、准确地定位故障点。

[0004] 为了解决传统配网故障定位方法的缺点,现代电网故障识别技术逐渐得到了发展。然而,当直流配电网发生故障现有的定位方法依赖单个开关量或电气量的故障信息,难以实现准确的故障定位,导致电网故障定位系统的效率依旧低下。

发明内容

[0005] 本发明的目的就在于解决当直流配电网发生故障现有的定位方法依赖单个开关量或电气量的故障信息,难以实现准确的故障定位,导致电网故障定位系统的效率依旧低下的问题,而提出一种配网故障识别定位方法及装置。

[0006] 在本发明实施的第一方面,首先提出一种配网故障识别定位方法,所述方法包括:

[0007] 获取目标配电网中的电流信号和开关量数据,对所述电流信号和所述开关量数据分别进行数据清洗得到第一电流信号和第一开关量数据;

[0008] 通过网络时间协议对所述第一电流信号和所述第一开关量数据进行时钟同步,对同步后的第一电流信号进行分解得到多个IMF分量,针对每一IMF分量应用GAF得到二维图像;对同步后的第一开关量数据进行独热编码得到数值特征矩阵;

[0009] 将所有二维图像和所述数值特征矩阵代入深度学习模型得到所述目标配电网中每个元件的第一故障概率;

[0010] 根据所述第一开关量数据和每个元件的第一故障概率构建贝叶斯网络,根据所述贝叶斯网络进行逆向推理确定所述目标配电网中每个元件的第二故障概率;

[0011] 针对每一元件,通过DS证据理论对该元件对应的第一故障概率和第二故障概率进行融合得到第三故障概率,获取第三故障概率最大值对应元件所在位置得到目标故障位置。

[0012] 可选的,对同步后的第一电流信号进行分解得到多个IMF分量包括:

[0013] 步骤1:对同步后的第一电流信号添加白噪声得到第一信号;

[0014] 步骤2:获取所述第一信号中的所有局部极大值和局部极小值,通过插值法分别连接所有局部极大值和局部极小值得到上包络线和下包络线;

[0015] 步骤3:分别计算所述上包络线和所述下包络线的平均值得到上包均值和下包均值,以所述上包均值减去所述下包均值得到目标均值;

[0016] 步骤4:所述第一信号减去所述目标均值得到初步模态分量;

[0017] 步骤5:将所述初步模态分量记为步骤2中的第一信号,重复上述步骤2到步骤4,直到满足第一预设条件得到目标IMF分量;

[0018] 步骤6:以所述第一电流信号减去所述目标IMF分量得到第二电流信号,将所述第二电流信号记为步骤1中的第一电流信号,重复上述步骤1到步骤5,直到满足第二预设条件得到目标IMF分量集。

[0019] 可选的,将所有二维图像和所述数值特征矩阵代入深度学习模型得到所述目标配电网中每个元件的第一故障概率包括:

[0020] 将所有二维图像进行尺寸归一化得到目标二维图像集,针对所述目标二维图像集中的任一目标二维图像,将该目标二维图像输入至卷积神经网络的卷积层得到局部特征,将所述局部特征代入多层卷积和池化处理得到一维向量;

[0021] 将所述数值特征矩阵输入至全连接层进行线性变换,并通过激活函数进行非线性特征提取得到数值特征向量;

[0022] 对该一维向量和所述数值特征向量进行向量融合得到综合特征向量,通过Sigmoid函数将所有综合特征向量转化为概率值,得到每个元件的第一故障概率。

[0023] 可选的,根据所述第一开关量数据和每个元件的第一故障概率构建贝叶斯网络,根据所述贝叶斯网络进行逆向推理确定所述目标配电网中每个元件的第二故障概率包括:

[0024] 将每个元件的状态和每个开关的状态作为网络中的一个节点构建贝叶斯网络,所述贝叶斯网络中元件状态节点和开关量节点之间有向边表示依赖关系;

[0025] 每个元件的初始故障概率使用第一故障概率,根据历史数据和元件状态与开关量的关联计算并填充开关量节点的条件概率;

[0026] 根据每个元件的第一故障概率和每个开关量节点的条件概率填入对应的条件概率表得到目标概率表;

[0027] 获取当前时刻的开关量数据,结合所述目标概率表,通过信念传播得到每个元件的第二故障概率。

[0028] 可选的,针对每一元件,通过DS证据理论对该元件对应的第一故障概率和第二故障概率进行融合得到第三故障概率包括:

[0029] 将所有元件对应的第一故障概率转化为BPA函数记为第一概率分配,将所有元件对应的第二故障概率转化为BPA函数记为第二概率分配;

[0030] 将每个元件的第一概率分配和第二概率分配代入Dempster组合规则得到每个元件的第三故障概率。

[0031] 在本发明实施的第二方面,提出一种配网故障识别定位装置,包括:

[0032] 数据清洗模块,用于获取目标配电网中的电流信号和开关量数据,对所述电流信号和所述开关量数据分别进行数据清洗得到第一电流信号和第一开关量数据;

[0033] 数据处理模块,用于通过网络时间协议对所述第一电流信号和所述第一开关量数

据进行时钟同步,对同步后的第一电流信号进行分解得到多个IMF分量,针对每一IMF分量应用GAF得到二维图像;对同步后的第一开关量数据进行独热编码得到数值特征矩阵;

[0034] 第一故障概率模块,用于将所有二维图像和所述数值特征矩阵代入深度学习模型得到所述目标配电网中每个元件的第一故障概率;

[0035] 第二故障概率模块,用于根据所述第一开关量数据和每个元件的第一故障概率构建贝叶斯网络,根据所述贝叶斯网络进行逆向推理确定所述目标配电网中每个元件的第二故障概率;

[0036] 故障概率融合模块,用于针对每一元件,通过DS证据理论对该元件对应的第一故障概率和第二故障概率进行融合得到第三故障概率,获取第三故障概率最大值对应元件所在位置得到目标故障位置。

[0037] 可选的,所述数据处理模块包括:

[0038] 白噪声添加模块,用于对同步后的第一电流信号添加白噪声得到第一信号;

[0039] 包络线生成模块,用于获取所述第一信号中的所有局部极大值和局部极小值,通过插值法分别连接所有局部极大值和局部极小值得到上包络线 and 下包络线;

[0040] 目标均值计算模块,用于分别计算所述上包络线和所述下包络线的平均值得到上包均值和下包均值,以所述上包均值减去所述下包均值得到目标均值;

[0041] 初步模态分量模块,用于所述第一信号减去所述目标均值得到初步模态分量;

[0042] 目标IMF分量计算模块,用于将所述初步模态分量记为所述包络线生成模块中的第一信号,重复所述包络线生成模块到所述初步模态分量模块,直到满足第一预设条件得到目标IMF分量;

[0043] 循环模块,用于以所述第一电流信号减去所述目标IMF分量得到第二电流信号,将所述第二电流信号记为所述白噪声添加模块中的第一电流信号,重复所述白噪声添加模块到所述目标IMF分量计算模块,直到满足第二预设条件得到目标IMF分量集。

[0044] 可选的,所述第一故障概率模块包括:

[0045] 局部特征提取模块,用于将所有二维图像进行尺寸归一化得到目标二维图像集,针对所述目标二维图像集中的任一目标二维图像,将该目标二维图像输入至卷积神经网络的卷积层得到局部特征,将所述局部特征代入多层卷积和池化处理得到一维向量;

[0046] 非线性特征提取模块,用于将所述数值特征矩阵输入至全连接层进行线性变换,并通过激活函数进行非线性特征提取得到数值特征向量;

[0047] 向量融合模块,用于对该一维向量和所述数值特征向量进行向量融合得到综合特征向量,通过Sigmoid函数将所有综合特征向量转化为概率值,得到每个元件的第一故障概率。

[0048] 可选的,所述第二故障概率模块包括:

[0049] 节点构建模块,用于将每个元件的状态和每个开关的状态作为网络中的一个节点构建贝叶斯网络,所述贝叶斯网络中元件状态节点和开关量节点之间有向边表示依赖关系;

[0050] 条件概率确定模块,用于每个元件的初始故障概率使用第一故障概率,根据历史数据和元件状态与开关量的关联计算并填充开关量节点的条件概率;

[0051] 目标概率表确定模块,用于根据每个元件的第一故障概率和每个开关量节点的条件

件概率填入对应的条件概率表得到目标概率表；

[0052] 第二故障概率计算模块,用于获取当前时刻的开关量数据,结合所述目标概率表,通过信念传播得到每个元件的第二故障概率。

[0053] 可选的,所述故障概率融合模块包括:

[0054] 故障概率转化模块,用于将所有元件对应的第一故障概率转化为BPA函数记为第一概率分配,将所有元件对应的第二故障概率转化为BPA函数记为第二概率分配;

[0055] 第三故障概率确定模块,用于将每个元件的第一概率分配和第二概率分配代入Dempster组合规则得到每个元件的第三故障概率。

[0056] 本发明的有益效果:

[0057] 本发明提出了一种配网故障识别定位方法,获取目标配电网中的电流信号和开关量数据,对电流信号和开关量数据分别进行数据清洗得到第一电流信号和第一开关量数据;通过网络时间协议对第一电流信号和第一开关量数据进行时钟同步,对同步后的第一电流信号进行分解得到多个IMF分量,针对每一IMF分量应用GAF得到二维图像;对同步后的第一开关量数据进行独热编码得到数值特征矩阵;将所有二维图像和数值特征矩阵代入深度学习模型得到目标配电网中每个元件的第一故障概率;根据第一开关量数据和每个元件的第一故障概率构建贝叶斯网络,根据贝叶斯网络进行逆向推理确定目标配电网中每个元件的第二故障概率;针对每一元件,通过DS证据理论对该元件对应的第一故障概率和第二故障概率进行融合得到第三故障概率,获取第三故障概率最大值对应元件所在位置得到目标故障位置。通过IMF分解将电流信号分解为多个本征模态函数IMF,可以更好地捕捉信号的多尺度特征,使用GAF将IMF分量转换为二维图像,增强了对复杂信号特征的表达能力,通过独热编码将开关量数据转化为数值特征矩阵,保留了数据的离散性信息,有助于与电流信号的特征互补,再通过深度学习模型从输入的二维图像和数值特征矩阵中自动学习到故障模式,提高了故障检测的准确性,通过贝叶斯网络建模元件之间的因果关系,可以有效地捕捉到复杂系统中的依赖性通过逆向推理,可以根据已有的故障概率进一步优化判断,增强故障定位的精准性,再通过融合不同来源的故障概率信息第一故障概率和第二故障概率,提升整体判断的可靠性,提高了电网故障定位系统的效率。

附图说明

[0058] 下面结合附图对本发明作进一步的说明。

[0059] 图1为本发明实施例提供了一种配网故障识别定位方法的流程图;

[0060] 图2为本发明实施例提供了一种配网故障识别定位装置的结构示意图。

具体实施方式

[0061] 基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其它实施例,都属于本发明保护的范围。

[0062] 本发明实施例提供了一种配网故障识别定位方法。参见图1,图1为本发明实施例提供的一种配网故障识别定位方法的流程图。该方法包括以下步骤:

[0063] S101,获取目标配电网中的电流信号和开关量数据,对电流信号和开关量数据分别进行数据清洗得到第一电流信号和第一开关量数据;

[0064] S102,通过网络时间协议对第一电流信号和第一开关量数据进行时钟同步,对同步后的第一电流信号进行分解得到多个IMF分量,针对每一IMF分量应用GAF得到二维图像;对同步后的第一开关量数据进行独热编码得到数值特征矩阵;

[0065] S103,将所有二维图像和数值特征矩阵代入深度学习模型得到目标配电网中每个元件的第一故障概率;

[0066] S104,根据第一开关量数据和每个元件的第一故障概率构建贝叶斯网络,根据贝叶斯网络进行逆向推理确定目标配电网中每个元件的第二故障概率;

[0067] S105,针对每一元件,通过DS证据理论对该元件对应的第一故障概率和第二故障概率进行融合得到第三故障概率,获取第三故障概率最大值对应元件所在位置得到目标故障位置。

[0068] 基于本发明实施例提供的一种配网故障识别定位方法,通过IMF分解将电流信号分解为多个本征模态函数IMF,可以更好地捕捉信号的多尺度特征,使用GAF将IMF分量转换为二维图像,增强了对复杂信号特征的表达能力,通过独热编码将开关量数据转化为数值特征矩阵,保留了数据的离散性信息,有助于与电流信号的特征互补,再通过深度学习模型从输入的二维图像和数值特征矩阵中自动学习到故障模式,提高了故障检测的准确性,通过贝叶斯网络建模元件之间的因果关系,可以有效地捕捉到复杂系统中的依赖性通过逆向推理,可以根据已有的故障概率进一步优化判断,增强故障定位的精准性,再通过融合不同来源的故障概率信息第一故障概率和第二故障概率,提升整体判断的可靠性,提高了电网故障定位系统的效率。

[0069] 一种实现方式中,电流信号为配电网中各个节点如变压器、开关设备、负载等上的电流测量数据;开关量是指开关设备的状态信息,通常是二进制的,即只有两种状态:开(ON)和关(OFF)。在电力系统中,这些数据用于反映电路的切换状态,如断路器、隔离开关、负荷开关等的操作状态。

[0070] 一种实现方式中,对电流信号和开关量数据分别进行数据清洗具体为,对电流信号应用低通滤波器去除高频噪声,保留故障信号的主要特征频带,然后使用小波变换对信号进行去噪处理,小波去噪可以在保留重要信号特征的同时有效去除噪声,再应用移动平均或指数平滑方法,对去噪后的电流信号进行平滑处理,减少信号中的随机波动;对开关量数据使用Z-score或箱线图等统计方法检测并剔除异常值,这里的异常值为超出阈值的数据,这里的阈值由技术人员确定。

[0071] 一种实现方式中,通过清洗数据,确保输入数据的质量,提高后续分析的准确性,使用NTP进行时钟同步,确保不同来源的数据在时间上的一致性,有助于提高分析的可靠性;将电流信号转化为二维图像,捕捉信号的时间频率特征,有助于深度学习模型更好地理解信号特征,将开关量数据转化为数值特征矩阵,使得数据可以被深度学习模型有效处理。

[0072] 一种实现方式中,目标配电网中每个元件可以为变压器、断路器、隔离开关、配电线路、负荷设备、继电器保护装置等设备。

[0073] 一种实现方式中,GAF是一种将时间序列数据转化为图像的技术,常用于图像识别和计算机视觉任务,GAF能够将时间序列的角度信息编码成二维图像。

[0074] 一种实现方式中,利用深度学习模型数据中的潜在规律和异常信息,从而实现对故障的精准预测,再根据开关量数据和深度学习模型得到的故障概率构建贝叶斯网络,通

过逆向推理确定每个元件的第二故障概率,从而提供直观的故障推理路径,有助于深入理解故障的发生机制,结合深度学习模型得到的第一故障概率和贝叶斯网络得到的第二故障概率,通过DS证据理论进行融合,得到更加准确的第三故障概率,提高了故障定位的准确性和可靠性。

[0075] 在一个实施例中,对同步后的第一电流信号进行分解得到多个IMF分量包括:

[0076] 步骤1:对同步后的第一电流信号添加白噪声得到第一信号;

[0077] 步骤2:获取第一信号中的所有局部极大值和局部极小值,通过插值法分别连接所有局部极大值和局部极小值得到上包络线和下包络线;

[0078] 步骤3:分别计算上包络线和下包络线的平均值得到上包均值和下包均值,以上包均值减去下包均值得到目标均值;

[0079] 步骤4:第一信号减去目标均值得到初步模态分量;

[0080] 步骤5:将初步模态分量记为步骤2中的第一信号,重复上述步骤2到步骤4,直到满足第一预设条件得到目标IMF分量;

[0081] 步骤6:以第一电流信号减去目标IMF分量得到第二电流信号,将第二电流信号记为步骤1中的第一电流信号,重复上述步骤1到步骤5,直到满足第二预设条件得到目标IMF分量集。

[0082] 一种实现方式中,通过将信号分解为多个IMF分量,可以更详细地分析信号中的各个成分,识别出不同频率和幅度的变化,这种细粒度的分析有助于更准确地理解信号的内在特性;在信号中添加白噪声可以帮助识别和分离实际信号成分与噪声,能够提高对信号中真实变化的识别能力,增强对噪声的鲁棒性;通过计算信号中的局部极大值和局部极小值,并用插值法建立包络线,能够准确捕捉到信号的局部特征,有助于识别信号的振荡模式和趋势变化。

[0083] 一种实现方式中,计算上包络线和下包络线的均值,得到目标均值,可以有效地提取信号的主要趋势,去除高频噪声,有助于提取信号的主要特征;通过不断地从信号中去除模态分量,能够逐步提取出不同的IMF分量,这种迭代过程可以确保提取到更细粒度的信号特征,并能够更好地捕捉到信号的非平稳特性;第一预设条件和第二预设条件由技术人员确定,例如第一预设条件可以为提取到的IMF分量数目达到10个时停止进一步提取或IMF分量的幅度低于0.01时停止提取该IMF分量;第二预设条件可以为信号的残差小于0.001或达到50次迭代时。

[0084] 在一个实施例中,将所有二维图像和数值特征矩阵代入深度学习模型得到目标配电网中每个元件的第一故障概率包括:

[0085] 将所有二维图像进行尺寸归一化得到目标二维图像集,针对目标二维图像集中的任一目标二维图像,将该目标二维图像输入至卷积神经网络的卷积层得到局部特征,将局部特征代入多层卷积和池化处理得到一维向量;

[0086] 将数值特征矩阵输入至全连接层进行线性变换,并通过激活函数进行非线性特征提取得到数值特征向量;

[0087] 对该一维向量和数值特征向量进行向量融合得到综合特征向量,通过Sigmoid函数将所有综合特征向量转化为概率值,得到每个元件的第一故障概率。

[0088] 一种实现方式中,二维图像通过卷积神经网络(CNN)处理,能够提取复杂的空间特

征和局部模式,使得能够从电流信号的IMF分量图像中提取有意义的特征,这些特征可以反映信号的细节和变化趋势;数值特征矩阵通过全连接层处理,能够进行线性变换并通过激活函数进行非线性特征提取。这使得可以有效地处理开关量数据中的分类特征。

[0089] 一种实现方式中,将从CNN中提取的图像特征向量与从全连接层中提取的数值特征向量进行融合,能够结合两种不同类型的数据信息,使得模型能够综合考虑图像数据和数值数据中的信息,提供更全面的故障概率预测;激活函数可以为ReLU、Tanh、Softmax等。

[0090] 在一个实施例中,根据第一开关量数据和每个元件的第一故障概率构建贝叶斯网络,根据贝叶斯网络进行逆向推理确定目标配电网中每个元件的第二故障概率包括:

[0091] 将每个元件的状态和每个开关的状态作为网络中的一个节点构建贝叶斯网络,贝叶斯网络中元件状态节点和开关量节点之间有向边表示依赖关系;

[0092] 每个元件的初始故障概率使用第一故障概率,根据历史数据和元件状态与开关量的关联计算并填充开关量节点的条件概率;

[0093] 根据每个元件的第一故障概率和每个开关量节点的条件概率填入对应的条件概率表得到目标概率表;

[0094] 获取当前时刻的开关量数据,结合目标概率表,通过信念传播得到每个元件的第二故障概率。

[0095] 一种实现方式中,通过构建贝叶斯网络,可以明确表示元件状态和开关量状态之间的条件依赖关系。这种建模能够精确地描述系统中各个部分的相互影响,有助于捕捉复杂的因果关系;网络中的有向边能够清楚地展示元件状态和开关量之间的因果关系,帮助理解和分析系统中不同变量之间的依赖。

[0096] 一种实现方式中,通过结合历史数据来填充开关量节点的条件概率,可以充分利用已有的经验和数据,提高模型的准确性和可靠性;使用每个元件的第一故障概率作为初始条件,有助于在模型中引入实际的故障数据和信息,为后续的推理提供坚实的基础;通过填充条件概率表,可以系统地计算每个节点在不同条件下的概率分布。这使得可以在网络中准确计算不同状态下的概率,提高了推理的准确性;生成的目标概率表可以用于进一步的推理分析,帮助识别可能的故障模式和风险。

[0097] 一种实现方式中,根据历史数据和元件状态与开关量的关联计算并填充开关量节点的条件概率具体为按照每个元件的状态(例如故障和正常),将历史数据分成两个组,组1:元件处于故障状态时的开关量数据,组2:元件处于正常状态时的开关量数据,组1:统计在元件故障的情况下,开关量状态为某一特定状态的频率,例如,在元件故障时,开关量状态“开”出现的频率:

$$[0098] \quad P = (S_j = k_j | X_i = 0) = \frac{A}{C},$$

[0099] 同样统计在元件正常的情况下,开关量状态的频率例如,在元件正常时,开关量状态“开”出现的频率:

$$[0100] \quad P = (S_j = s_j | X_i = 1) = \frac{A}{D},$$

[0101] 其中 $S_j = k_j | X_i = 0$ 代表元件 X_i 处于故障状态的情况下,开关量 S_j 取特定状态 K_j 的

概率, $S_j = k_j | X_i = 1$ 代表元件 X_i 处于正常状态的情况下, A 为开关量处于状态 K_j 的次数, C 为总故障次数, D 为总正常次数, 开关量 S_j 取特定状态 K_j 的概率, S_j 代表配电网中第 j 个开关的状态, 开关量通常有多个可能的状态 (例如“开”和“关”); K_j 特定的开关量状态假设开关量有两种状态: 开 (1) 和关 (0), 那么 K_j 可以是 1 或 0; X_i 代表配电网中第 i 个元件的状态, 元件可以处于不同的状态, 例如“故障” 0 或“正常” 1, 根据以上计算结果, 填充贝叶斯网络中开关量节点 S_j 的条件概率表。

[0102] 一种实现方式中, 将当前时刻的开关量数据输入网络, 设置开关量状态节点的观测值, 为所有节点设置初始信念值。例如, 对于开关量节点, 信念值根据目标概率表确定; 对于元件状态节点, 信念值根据历史数据确定, 将向当前节点传送的节点记为子节点, 当前节点要传递的相邻节点记为父节点, 计算每个节点向其父节点传递的消息, 基于目标概率表更新每个节点的信念值, 每个节点计算从其子节点接收到的消息, 将这些消息合并, 以更新父节点的信念, 计算父节点向子节点传递的消息。这涉及将父节点的状态概率传递到子节点, 在每轮消息传递后, 更新每个节点的信念值。信念值表示节点在观测数据下的后验概率, 重复消息传递和信念更新步骤, 直到预设的迭代次数, 预设的迭代次数由技术人员确定, 从最终信念值中提取每个元件的故障概率, 这些就是每个元件的第二故障概率。

[0103] 一种实现方式中, 历史数据为记录每个元件如变压器、开关、线路等的过去故障事件, 包括故障发生的时间、位置、类型、影响范围和处理结果, 记录配电网中每个开关的开合状态、操作时间、频率等信息。这些数据用于计算开关量节点的条件概率, 并建立开关状态与元件故障之间的关系。

[0104] 一种实现方式中, 将当前时刻的开关量数据结合到贝叶斯网络中, 能够实时反映系统的状态变化, 使得故障概率的计算更加准确和及时; 通过结合实时数据, 可以动态调整故障概率预测, 使得系统能够及时响应和处理故障信念传播算法能够高效地计算贝叶斯网络中每个节点的后验概率。它通过在网络中传播信息, 逐步更新每个节点的概率分布, 从而得到每个元件的第二故障概率。

[0105] 在一个实施例中, 针对每一元件, 通过 DS 证据理论对该元件对应的第一故障概率和第二故障概率进行融合得到第三故障概率包括:

[0106] 将所有元件对应的第一故障概率转化为 BPA 函数记为第一概率分配, 将所有元件对应的第二故障概率转化为 BPA 函数记为第二概率分配;

[0107] 将每个元件的第一概率分配和第二概率分配代入 Dempster 组合规则得到每个元件的第三故障概率。

[0108] 一种实现方式中, 通过将第一故障概率和第二故障概率融合, 可以综合这两种不同方法的优点, 第一故障概率通常反映模型的预测结果, 而第二故障概率则是基于系统状态推导的结果, 融合这两者可以提高故障检测的准确性。

[0109] 一种实现方式中, DST 理论通过组合不同来源的证据, 能够减轻单一证据来源可能带来的误差或偏差, 从而使最终的故障概率更加鲁棒和可靠。

[0110] 基于相同的发明构思本发明实施例还提供了一种配网故障识别定位装置。参见图 2, 图 2 为本发明实施例提供的一种配网故障识别定位装置的结构示意图, 包括:

[0111] 数据清洗模块, 用于获取目标配电网中的电流信号和开关量数据, 对电流信号和开关量数据分别进行数据清洗得到第一电流信号和第一开关量数据;

[0112] 数据处理模块,用于通过网络时间协议对第一电流信号和第一开关量数据进行时钟同步,对同步后的第一电流信号进行分解得到多个IMF分量,针对每一IMF分量应用GAF得到二维图像;对同步后的第一开关量数据进行独热编码得到数值特征矩阵;

[0113] 第一故障概率模块,用于将所有二维图像和数值特征矩阵代入深度学习模型得到目标配电网中每个元件的第一故障概率;

[0114] 第二故障概率模块,用于根据第一开关量数据和每个元件的第一故障概率构建贝叶斯网络,根据贝叶斯网络进行逆向推理确定目标配电网中每个元件的第二故障概率;

[0115] 故障概率融合模块,用于针对每一元件,通过DS证据理论对该元件对应的第一故障概率和第二故障概率进行融合得到第三故障概率,获取第三故障概率最大值对应元件所在位置得到目标故障位置。

[0116] 基于本发明实施例提供的一种配网故障识别定位装置,通过IMF分解将电流信号分解为多个本征模态函数IMF,可以更好地捕捉信号的多尺度特征,使用GAF将IMF分量转换为二维图像,增强了对复杂信号特征的表达能力,通过独热编码将开关量数据转化为数值特征矩阵,保留了数据的离散性信息,有助于与电流信号的特征互补,再通过深度学习模型从输入的二维图像和数值特征矩阵中自动学习到故障模式,提高了故障检测的准确性,通过贝叶斯网络建模元件之间的因果关系,可以有效地捕捉到复杂系统中的依赖性通过逆向推理,可以根据已有的故障概率进一步优化判断,增强故障定位的精准性,再通过融合不同来源的故障概率信息第一故障概率和第二故障概率,提升整体判断的可靠性,提高了电网故障定位系统的效率。

[0117] 在一个实施例中,数据处理模块包括:

[0118] 白噪声添加模块,用于对同步后的第一电流信号添加白噪声得到第一信号;

[0119] 包络线生成模块,用于获取第一信号中的所有局部极大值和局部极小值,通过插值法分别连接所有局部极大值和局部极小值得到上包络线 and 下包络线;

[0120] 目标均值计算模块,用于分别计算上包络线和下包络线的平均值得到上包均值和下包均值,以上包均值减去下包均值得到目标均值;

[0121] 初步模态分量模块,用于第一信号减去目标均值得到初步模态分量;

[0122] 目标IMF分量计算模块,用于将初步模态分量记为包络线生成模块中的第一信号,重复包络线生成模块到初步模态分量模块,直到满足第一预设条件得到目标IMF分量;

[0123] 循环模块,用于以第一电流信号减去目标IMF分量得到第二电流信号,将第二电流信号记为白噪声添加模块中的第一电流信号,重复白噪声添加模块到目标IMF分量计算模块,直到满足第二预设条件得到目标IMF分量集。

[0124] 在一个实施例中,第一故障概率模块包括:

[0125] 局部特征提取模块,用于将所有二维图像进行尺寸归一化得到目标二维图像集,针对目标二维图像集中的任一目标二维图像,将该目标二维图像输入至卷积神经网络的卷积层得到局部特征,将局部特征代入多层卷积和池化处理得到一维向量;

[0126] 非线性特征提取模块,用于将数值特征矩阵输入至全连接层进行线性变换,并通过激活函数进行非线性特征提取得到数值特征向量;

[0127] 向量融合模块,用于对该一维向量和数值特征向量进行向量融合得到综合特征向量,通过Sigmoid函数将所有综合特征向量转化为概率值,得到每个元件的第一故障概率。

[0128] 在一个实施例中,第二故障概率模块包括:

[0129] 节点构建模块,用于将每个元件的状态和每个开关的状态作为网络中的一个节点构建贝叶斯网络,贝叶斯网络中元件状态节点和开关量节点之间有向边表示依赖关系;

[0130] 条件概率确定模块,用于每个元件的初始故障概率使用第一故障概率,根据历史数据和元件状态与开关量的关联计算并填充开关量节点的条件概率;

[0131] 目标概率表确定模块,用于根据每个元件的第一故障概率和每个开关量节点的条件概率填入对应的条件概率表得到目标概率表;

[0132] 第二故障概率计算模块,用于获取当前时刻的开关量数据,结合目标概率表,通过信念传播得到每个元件的第二故障概率。

[0133] 在一个实施例中,故障概率融合模块包括:

[0134] 故障概率转化模块,用于将所有元件对应的第一故障概率转化为BPA函数记为第一概率分配,将所有元件对应的第二故障概率转化为BPA函数记为第二概率分配;

[0135] 第三故障概率确定模块,用于将每个元件的第一概率分配和第二概率分配代入Dempster组合规则得到每个元件的第三故障概率。

[0136] 以上对本发明的一个实施例进行了详细说明,但内容仅为本发明的较佳实施例,不能被认为用于限定本发明的实施范围。凡依本发明申请范围所作的均等变化与改进等,均应仍归属于本发明的专利涵盖范围之内。

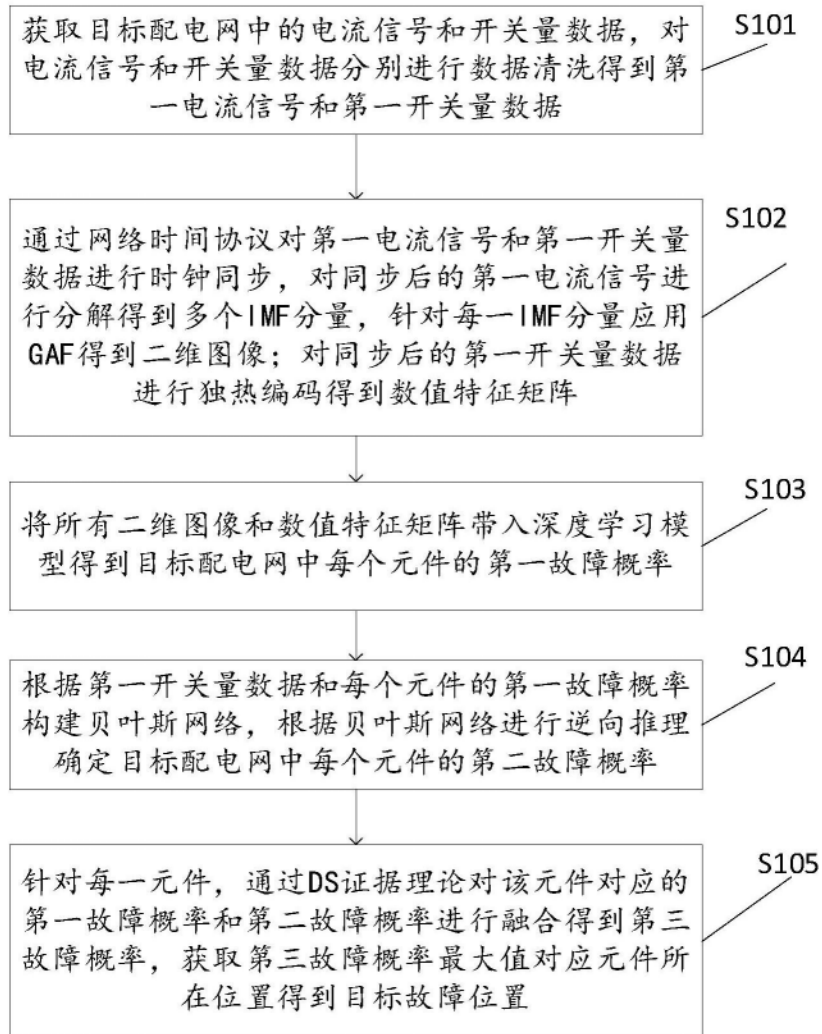


图1



图2