



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 119479249 B

(45) 授权公告日 2025. 03. 28

(21) 申请号 202510069310.7

G08B 17/06 (2006.01)

(22) 申请日 2025.01.16

G08B 17/10 (2006.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G08B 29/18 (2006.01)

申请公布号 CN 119479249 A

G08B 29/26 (2006.01)

(43) 申请公布日 2025.02.18

(56) 对比文件

(73) 专利权人 核工业西南勘察设计研究院有限公司

CN 117854013 A, 2024.04.09

CN 117942517 A, 2024.04.30

地址 610065 四川省成都市锦江区二环路东四段298号

审查员 吕雪霜

(72) 发明人 黄鹤 刘小敏

(74) 专利代理机构 北京集智东方知识产权代理有限公司 11578

专利代理师 刘林

(51) Int. Cl.

G08B 31/00 (2006.01)

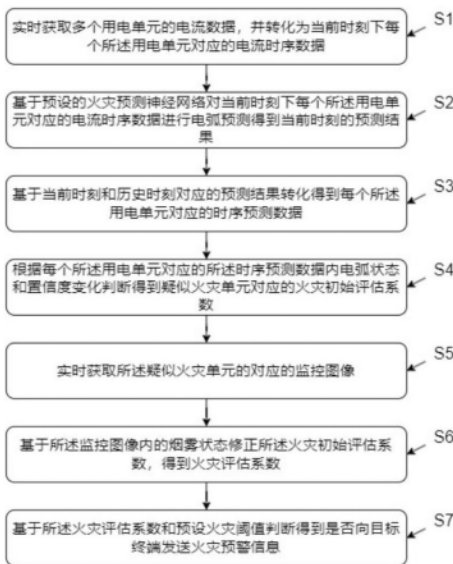
权利要求书3页 说明书14页 附图4页

(54) 发明名称

一种TOD建筑物的电气火灾预警方法及其系统

(57) 摘要

本发明涉及火灾预警技术领域,具体涉及一种TOD建筑物的电气火灾预警方法及其系统,包括实时获取多个用电单元的电流数据;基于预设的火灾预测神经网络对每个用电单元对应的电流数据进行预测得到预测结果;根据每个用电单元对应的预测结果内电弧状态和置信度变化判断得到疑似火灾单元对应的火灾初始评估系数;实时获取疑似火灾单元的对应的监控图像;基于监控图像内的烟雾状态修正火灾初始评估系数,得到火灾评估系数;基于火灾评估系数和预设火灾阈值判断得到是否向目标终端发送火灾预警信息。本发明不仅依据火灾预测神经网络结果,还考虑了电流时序数据的复杂性,结合网络的置信度进行综合判定,以应对无法覆盖的所有情况的问题。



1.一种TOD建筑物的电气火灾预警方法,其特征在于,所述方法包括:

实时获取多个用电单元的电流数据,并转化为当前时刻下每个所述用电单元对应的电流时序数据;

基于预设的火灾预测神经网络对当前时刻下每个所述用电单元对应的电流时序数据进行电弧预测得到当前时刻的预测结果,所述预测结果包括电弧状态和第一置信度;

基于当前时刻和历史时刻对应的预测结果转化得到每个所述用电单元对应的时序预测数据;

根据每个所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态和置信度变化判断得到疑似火灾单元对应的火灾初始评估系数;

实时获取所述疑似火灾单元的对应的监控图像;

基于所述监控图像内的烟雾状态修正所述火灾初始评估系数,得到火灾评估系数;

基于所述火灾评估系数和预设火灾阈值判断得到是否向目标终端发送火灾预警信息;

其中,基于预设的火灾预测神经网络对当前时刻下每个所述用电单元对应的电流时序数据进行电弧预测得到当前时刻的预测结果,包括:

对电流时序数据分别进行不同的分解,得到两种电流分量集合;分解为集合经验模态分解模型和局部均值分解模型;

基于两种所述电流分量集合分别进行特征计算,得到两个电流特征向量;

利用特征提取网络模型对每个所述电流特征向量进行特征提取,得到特征值向量;

基于三个预设的预测模型分别对所述特征值向量和两个所述电流特征向量进行状态预测,得到状态预测结果,所述状态预测结果包括三个预测状态和每个所述预测状态对应的第二置信度;

基于所述状态预测结果判断得到预测结果;具体地,根据三个所述预测状态确认得到不同预测状态的频次;根据所有所述预测状态的频次确认频次最高的预测状态为电弧状态;基于所有所述预测状态的频次和所有所述第二置信度计算得到第一置信度;第一置信度计算函数式如下:

$$CL = \begin{cases} \frac{P_1 * CL_1 + P_2 * CL_2 + P_3 * CL_3}{count('1')}, count('1') \geq 2 \\ \frac{|P_1 * CL_1 - CL_1| + |P_2 * CL_2 - CL_2| + |P_3 * CL_3 - CL_3|}{count('0')}, count('0') \geq 2 \end{cases}$$

其中,CL表示第一置信度; P_1 、 P_2 、 P_3 分别表示三个预测状态; CL_1 、 CL_2 、 CL_3 分别表示三个预测状态对应的第二置信度;count()表示计数函数;count('1')表示统计预测状态中1出现次数,亦表示统计预测状态中电弧存在出现次数;count('0')表示统计预测状态中0出现次数,亦表示统计预测状态中电弧不存在出现次数。

2.根据权利要求1所述的TOD建筑物的电气火灾预警方法,其特征在于,基于两种所述电流分量集合分别进行特征计算,得到两个电流特征向量,包括:

对所述电流分量集合内分量分别进行样本熵计算得到样本熵向量;

对所述电流分量集合内分量进行分类得到高频分量集合、中频分量集合和低频分量集合;

对所述高频分量集合和所述低频分量集合进行分量能量计算得到所述高频分量集合

和所述低频分量集合分别对应的能量总值；

基于所述高频分量集合和所述低频分量集合分别对应的能量总值进行比值计算得到能量比值；

将所述样本熵向量与能量比值拼接并归一化处理得到电流特征向量。

3. 根据权利要求1所述的TOD建筑物的电气火灾预警方法, 其特征在于, 根据每个所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态和置信度变化判断得到疑似火灾单元对应的火灾初始评估系数, 包括:

当所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态发生变化时, 则所述火灾初始评估系数为预设数值;

当所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态未发生变化时, 则对所述时序预测数据内的第一置信度进行直线拟合, 并根据直线拟合的斜率计算得到所述火灾初始评估系数;

根据所述用电单元对应的所述火灾初始评估系数和预设初始阈值判断得到该所述用电单元是否为疑似火灾单元, 所述疑似火灾单元的所述火灾初始评估系数大于所述预设初始阈值。

4. 一种TOD建筑物的电气火灾预警系统, 其特征在于, 包括:

电流数据获取模块, 用于实时获取多个用电单元的电流数据, 并转化为当前时刻下每个所述用电单元对应的电流时序数据;

预测模块, 用于基于预设的火灾预测神经网络对当前时刻下每个所述用电单元对应的电流时序数据进行电弧预测得到当前时刻的预测结果, 所述预测结果包括电弧状态和第一置信度;

数据整合模块, 用于基于当前时刻和历史时刻对应的预测结果转化得到每个所述用电单元对应的时序预测数据;

逻辑模块, 用于根据每个所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态和置信度变化判断得到疑似火灾单元对应的火灾初始评估系数;

图像数据模块, 用于实时获取所述疑似火灾单元的对应的监控图像;

修正模块, 用于基于所述监控图像内的烟雾状态修正所述火灾初始评估系数, 得到火灾评估系数;

预警模块, 用于基于所述火灾评估系数和预设火灾阈值判断得到是否向目标终端发送火灾预警信息;

其中, 预测模块包括:

数据分解模块, 用于对电流时序数据分别进行不同的分解, 得到两种电流分量集合;

特征计算模块, 用于基于两种所述电流分量集合分别进行特征计算, 得到两个电流特征向量;

特征提取模块, 用于利用特征提取网络模型对每个所述电流特征向量进行特征提取, 得到特征值向量;

状态预测模块, 用于基于三个预设的预测模型分别对所述特征值向量和两个所述电流特征向量进行状态预测, 得到状态预测结果, 所述状态预测结果包括三个预测状态和每个所述预测状态对应的第二置信度;

结果合并模块,用于基于所述状态预测结果判断得到预测结果;

其中,所述结果合并模块包括:

频次统计模块,用于根据三个所述预测状态确认得到不同预测状态的频次;

状态确认模块,用于根据所有所述预测状态的频次确认得到电弧状态;

置信度计算模块,用于基于所有所述预测状态的频次和所有所述第二置信度计算得到第一置信度,其中,第一置信度计算函数式如下:

$$CL = \begin{cases} \frac{P_1 * CL_1 + P_2 * CL_2 + P_3 * CL_3}{count('1')}, & count('1') \geq 2 \\ \frac{|P_1 * CL_1 - CL_1| + |P_2 * CL_2 - CL_2| + |P_3 * CL_3 - CL_3|}{count('0')}, & count('0') \geq 2 \end{cases}$$

其中,CL表示第一置信度; P_1 、 P_2 、 P_3 分别表示三个预测状态; CL_1 、 CL_2 、 CL_3 分别表示三个预测状态对应的第二置信度; $count()$ 表示计数函数; $count('1')$ 表示统计预测状态中1出现次数,亦表示统计预测状态中电弧存在出现次数; $count('0')$ 表示统计预测状态中0出现次数,亦表示统计预测状态中电弧不存在出现次数。

5.根据权利要求4所述的TOD建筑物的电气火灾预警系统,其特征在于,所述特征计算模块包括:

样本熵计算模块,用于对所述电流分量集合内分量分别进行样本熵计算得到样本熵向量;

分量分类模块,用于对所述电流分量集合内分量进行分类得到高频分量集合、中频分量集合和低频分量集合;

能量计算模块,用于对所述高频分量集合和所述低频分量集合进行分量能量计算得到所述高频分量集合和所述低频分量集合分别对应的能量总值;

比值模块,用于基于所述高频分量集合和所述低频分量集合分别对应的能量总值进行比值计算得到能量比值;

拼接模块,用于将所述样本熵向量与能量比值拼接并归一化处理得到电流特征向量。

6.根据权利要求4所述的TOD建筑物的电气火灾预警系统,其特征在于,所述逻辑模块包括:

第一判断模块,用于当所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态发生变化时,则所述火灾初始评估系数为预设数值;

第二判断模块,用于当所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态未发生变化时,则对所述时序预测数据内的第一置信度进行直线拟合,并根据直线拟合的斜率计算得到所述火灾初始评估系数;

第三判断模块,用于根据所述用电单元对应的所述火灾初始评估系数和预设初始阈值判断得到该所述用电单元是否为疑似火灾单元,所述疑似火灾单元的所述火灾初始评估系数大于所述预设初始阈值。

一种TOD建筑物的电气火灾预警方法及其系统

技术领域

[0001] 本发明涉及火灾预警技术领域,具体涉及一种TOD建筑物的电气火灾预警方法及其系统。

背景技术

[0002] TOD(Transit-Oriented Development,即公共交通导向型开发)是一种城市开发理念,其核心是围绕公共交通枢纽进行高密度、高混合用途的开发,以减少城市对私人汽车的依赖,促进可持续发展和社区的便利性。

[0003] TOD的主要特点包括高密度开发:即在公共交通站点周围进行高密度开发,通过在公共交通枢纽周围集中商业和办公设施,高密度开发可以提高土地利用效率,同时吸引更多的人在这些区域居住和工作,提高土地利用效率。

[0004] 但,与此同时TOD建筑物内用电设备种类多、用电负荷大、电气线路复杂。电器类设备火灾的发生概率较高。并且,TOD建筑物内较高人口密度,当火灾预警出现误报会导致不必要的恐慌,若是出现漏报便会引起严重的火灾危害。因此,现需要更准确预警火灾风险符合TOD建筑物的火灾的预警方法。

发明内容

[0005] 为了解决上述技术问题,本发明的目的在于提供一种TOD建筑物的电气火灾预警方法及其系统。为了实现上述目的,本发明采取的技术方案如下:

[0006] 第一方面,本申请提供了一种TOD建筑物的电气火灾预警方法,所述方法包括:

[0007] 实时获取多个用电单元的电流数据,并转化为当前时刻下每个所述用电单元对应的电流时序数据;

[0008] 基于预设的火灾预测神经网络对当前时刻下每个所述用电单元对应的电流时序数据进行电弧预测得到当前时刻的预测结果,所述预测结果包括电弧状态和第一置信度;

[0009] 基于当前时刻和历史时刻对应的预测结果转化得到每个所述用电单元对应的时序预测数据;

[0010] 根据每个所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态和置信度变化判断得到疑似火灾单元对应的火灾初始评估系数;

[0011] 实时获取所述疑似火灾单元的对应的监控图像;

[0012] 基于所述监控图像内的烟雾状态修正所述火灾初始评估系数,得到火灾评估系数;

[0013] 基于所述火灾评估系数和预设火灾阈值判断得到是否向目标终端发送火灾预警信息。

[0014] 结合第一方面,在一种可能的实现方式中,基于预设的火灾预测神经网络对当前时刻下每个所述用电单元对应的电流时序数据进行电弧预测得到当前时刻的预测结果,包括:

- [0015] 对电流时序数据分别进行不同的分解,得到两种电流分量集合;
- [0016] 基于两种所述电流分量集合分别进行特征计算,得到两个电流特征向量;
- [0017] 利用特征提取网络模型对每个所述电流特征向量进行特征提取,得到特征值向量;
- [0018] 基于三个预设的预测模型分别对所述特征值向量和两个所述电流特征向量进行状态预测,得到状态预测结果,所述状态预测结果包括三个预测状态和每个所述预测状态对应的第二置信度;
- [0019] 基于所述状态预测结果判断得到预测结果。
- [0020] 结合第一方面,在一种可能的实现方式中,基于两种所述电流分量集合分别进行特征计算,得到两个电流特征向量,包括:
- [0021] 对所述电流分量集合内分量分别进行样本熵计算得到样本熵向量;
- [0022] 对所述电流分量集合内分量进行分类得到高频分量集合、中频分量集合和低频分量集合;
- [0023] 对所述高频分量集合和所述低频分量集合进行分量能量计算得到所述高频分量集合和所述低频分量集合分别对应的能量总值;
- [0024] 基于所述高频分量集合和所述低频分量集合分别对应的能量总值进行比值计算得到能量比值;
- [0025] 将所述样本熵向量与能量比值拼接并归一化处理得到电流特征向量。
- [0026] 结合第一方面,在一种可能的实现方式中,基于所述状态预测结果判断得到预测结果,包括:
- [0027] 根据三个所述预测状态确认得到不同预测状态的频次;
- [0028] 根据所有所述预测状态的频次确认得到电弧状态;
- [0029] 基于所有所述预测状态的频次和所有所述第二置信度计算得到第一置信度。
- [0030] 结合第一方面,在一种可能的实现方式中,根据每个所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态和置信度变化判断得到疑似火灾单元对应的火灾初始评估系数,包括:
- [0031] 当所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态发生变化时,则所述火灾初始评估系数为预设数值;
- [0032] 当所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态未发生变化时,则对所述时序预测数据内的第一置信度进行直线拟合,并根据直线拟合的斜率计算得到所述火灾初始评估系数;
- [0033] 根据所述用电单元对应的所述火灾初始评估系数和预设初始阈值判断得到该所述用电单元是否为疑似火灾单元,所述疑似火灾单元的所述火灾初始评估系数大于所述预设初始阈值。
- [0034] 第二方面,本申请还提供了一种TOD建筑物的电气火灾预警系统,包括:
- [0035] 电流数据获取模块,用于实时获取多个用电单元的电流数据,并转化为当前时刻下每个所述用电单元对应的电流时序数据;
- [0036] 预测模块,用于基于预设的火灾预测神经网络对当前时刻下每个所述用电单元对应的电流时序数据进行电弧预测得到当前时刻的预测结果,所述预测结果包括电弧状态和

第一置信度；

[0037] 数据整合模块,用于基于当前时刻和历史时刻对应的预测结果转化得到每个所述用电单元对应的时序预测数据；

[0038] 逻辑模块,用于根据每个所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态和置信度变化判断得到疑似火灾单元对应的火灾初始评估系数；

[0039] 图像数据模块,用于实时获取所述疑似火灾单元的对应的监控图像；

[0040] 修正模块,用于基于所述监控图像内的烟雾状态修正所述火灾初始评估系数,得到火灾评估系数；

[0041] 预警模块,用于基于所述火灾评估系数和预设火灾阈值判断得到是否向目标终端发送火灾预警信息。

[0042] 结合第二方面,在一种可能的实现方式中,所述预测模块包括：

[0043] 数据分解模块,用于对电流时序数据分别进行不同的分解,得到两种电流分量集合；

[0044] 特征计算模块,用于基于两种所述电流分量集合分别进行特征计算,得到两个电流特征向量；

[0045] 特征提取模块,用于利用特征提取网络模型对每个所述电流特征向量进行特征提取,得到特征值向量；

[0046] 状态预测模块,用于基于三个预设的预测模型分别对所述特征值向量和两个所述电流特征向量进行状态预测,得到状态预测结果,所述状态预测结果包括三个预测状态和每个所述预测状态对应的第二置信度；

[0047] 结果合并模块,用于基于所述状态预测结果判断得到预测结果。

[0048] 结合第二方面,在一种可能的实现方式中,所述特征计算模块包括：

[0049] 样本熵计算模块,用于对所述电流分量集合内分量分别进行样本熵计算得到样本熵向量；

[0050] 分量分类模块,用于对所述电流分量集合内分量进行分类得到高频分量集合、中频分量集合和低频分量集合；

[0051] 能量计算模块,用于对所述高频分量集合和所述低频分量集合进行分量能量计算得到所述高频分量集合和所述低频分量集合分别对应的能量总值；

[0052] 比值模块,用于基于所述高频分量集合和所述低频分量集合分别对应的能量总值进行比值计算得到能量比值；

[0053] 拼接模块,用于将所述样本熵向量与能量比值拼接并归一化处理得到电流特征向量。

[0054] 结合第二方面,在一种可能的实现方式中,所述结果合并模块包括：

[0055] 频次统计模块,用于根据三个所述预测状态确认得到不同预测状态的频次；

[0056] 状态确认模块,用于根据所有所述预测状态的频次确认得到电弧状态；

[0057] 置信度计算模块,用于基于所有所述预测状态的频次和所有所述第二置信度计算得到第一置信度。

[0058] 结合第二方面,在一种可能的实现方式中,所述逻辑模块包括：

[0059] 第一判断模块,用于当所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态发生变

化时,则所述火灾初始评估系数为预设数值;

[0060] 第二判断模块,用于当所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态未发生变化时,则对所述时序预测数据内的第一置信度进行直线拟合,并根据直线拟合的斜率计算得到所述火灾初始评估系数;

[0061] 第三判断模块,用于根据所述用电单元对应的所述火灾初始评估系数和预设初始阈值判断得到该所述用电单元是否为疑似火灾单元,所述疑似火灾单元的所述火灾初始评估系数大于所述预设初始阈值。

[0062] 本发明具有如下有益效果:

[0063] 在本发明中采用了双维度结合判读的方式,即只有当引发电气火灾的电弧存在并且伴随着烟雾同时出现时,才判断已经构成一场电气火灾。此外,本发明中并不仅仅依赖于火灾预测神经网络的预测结果来进行判断,为了克服用电单元中包含的各种电器设备,如电容、电阻等众多电气元器件所带来的电流时序数据的复杂性,还结合了火灾预测神经网络的置信度来进行综合判定。以此达到有效应对预设的火灾预测神经网络可能无法全面覆盖所有情况的问题。

附图说明

[0064] 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和优点,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单的介绍,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附图。

[0065] 图1为本发明一个实施例1所提供的一种TOD建筑物的电气火灾预警方法的流程示意图;

[0066] 图2为本发明一个实施例2所提供的步骤S2的流程示意图;

[0067] 图3为本发明一个实施例3所提供的步骤S6的流程示意图;

[0068] 图4为本发明实施例4中所述的TOD建筑物的电气火灾预警系统结构示意图。

具体实施方式

[0069] 为了更进一步阐述本发明为达成预定发明目的所采取的技术手段及功效,以下结合附图及较佳实施例,对依据本发明提出的一种TOD建筑物的电气火灾预警方法及其系统,其具体实施方式、结构、特征及其功效,详细说明如下。在下述说明中,不同的“一个实施例”或“另一个实施例”指的不一定是同一实施例。此外,一或多个实施例中的特定特征、结构或特点可由任何合适形式组合。

[0070] 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。

[0071] 实施例1:

[0072] 下面结合附图具体地说明本发明所提供的一种TOD建筑物的电气火灾预警方法的具体方案。

[0073] 请参阅图1,其示出了本发明一个实施例提供的TOD建筑物的电气火灾预警方法的流程图,其中,在本实施例中包括步骤S1—步骤S7。

[0074] S1、实时获取多个用电单元的电流数据,并转化为当前时刻下每个所述用电单元对应的电流时序数据;

[0075] 在本实施例中,所指的用电单元指TOD的建筑物内一个商户所在区域或者办公区域所在区域。此外,鉴于本实施例所涉及的应用对象为TOD建筑物,因此用电单元的概念亦可涵盖地下区域的照明灯组等设施。至于本实施例中所提及的电流数据,它可以是通过电表直接获取的数据,也可以是通过物联网技术中的电流互感器采集得到的数据。这些电流数据采集方法均属于现有技术范畴,因此本实施例并不对这些具体的数据采集方式做出限制,本领域技术人员可以根据实际情况灵活选择适合的电流数据采集手段。

[0076] 进一步地,在上述步骤中电流数据的采集频率为12.8kHz。同时,电流时序数据的时长为2s。

[0077] S2、基于预设的火灾预测神经网络对当前时刻下每个所述用电单元对应的电流时序数据进行电弧预测得到当前时刻的预测结果,所述预测结果包括电弧状态和第一置信度;

[0078] 在本实施例中,火灾预测神经网络的实现方式可以采用多种类型,包括但不限于反向传播(BP)神经网络或循环神经网络(RNN)。具体选择哪种网络类型,本领域技术人员可根据需求来决定,本实施例对此不作具体限制。同时,关于利用电流时序数据进行模型构建、模型训练以及电弧预测过程,其为本领域的公知常识,本实施例不再详细阐述。至于电弧状态通常包括存在与不存在两种情况,且可以通过数值形式进行表达。具体而言,即数值0代表电弧不存在,而数值1则表示电弧存在。

[0079] S3、基于当前时刻和历史时刻对应的预测结果转化得到每个所述用电单元对应的时序预测数据;

[0080] 在本实施例中,所指的历史时刻指的是位于当前时刻之前的多个时刻。当前时刻与历史时刻之间的时间间隔设定为1秒,相应地,多个历史时刻之间的时间间隔亦为1秒。本实施例中时序预测数据的时长确定为10秒。然而,对于本领域技术人员而言,时序预测数据的时长以及当前时刻与历史时刻的时间间隔可根据实际情况进行适当调整,本实施例中不在此作出具体限制。

[0081] 同时,需要特别指出,在本实施例的步骤S4中,涉及通过第一置信度的变化率来进一步确认火灾初始评估系数。因此,建议时序预测数据中关于第一置信度的数据不宜过少,至少应包含5个的时序点,以确保数据的准确性和可靠性。同时也可以提高火灾评估精确度。

[0082] S4、根据每个所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态和置信度变化判断得到疑似火灾单元对应的火灾初始评估系数;

[0083] 为了便于本领域人员理解,本实施例以其中一个用电单元的时序预测数据进行举例说明如何判断得到疑似火灾单元。具体而言,本步骤包括步骤S41-步骤S43。

[0084] S41、当所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态发生变化时,则所述火灾初始评估系数为预设数值;

[0085] 在本实施例中,主要是针对正常用电的用电单元实施实时电流监测,以确保用电安全无虞。因此,在电流监测流程中,本实施例所依据的是时序预测数据中关于电弧状态变化的信息,进行火灾预警的判断。若时序预测数据均显示电弧状态为不存在,即电弧状态的

数值均为0,则表明用电单元在用电过程中未产生电弧,其引发火灾的概率极低。然而,一旦时序预测数据中当前时刻的电弧状态发生变动,即原本为0的数值转变为1,这表示用电单元在用电过程中产生了电弧。鉴于电弧具有潜在的危险性,可能点燃周边可燃物质,进而引发火灾,为确保火灾风险评估的精确性,需对火灾初始评估系数进行适时调整。在本实施例中,优选将火灾初始评估系数设定为预设值1。一旦检测到电弧状态的变化,即可迅速启动其他火灾防控措施进行监测,从而在火苗初现之际即确认火源,于火灾初期阶段即予以扑灭。

[0086] S42、当所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态未发生变化时,则对所述时序预测数据内的第一置信度进行直线拟合,并根据直线拟合的斜率计算得到所述火灾初始评估系数。

[0087] 需要说明的是,在本步骤中火灾初始评估系数计算函数式如下:

$$[0088] \quad \varepsilon' = \begin{cases} \frac{-k}{-k+C}, & k < 0 \\ 0, & k \geq 0 \end{cases};$$

[0089] 其中, ε' 表示火灾初始评估系数; k 表示直线拟合的斜率; C 表示调节系数,其大于1的实数,用于调节 k 趋近1的幅度,本实施例中 C 优选为1.5。对于本领域技术人员可根据需求进行调整,本实施例中不做出具体的限制。

[0090] 本实施例认为第一置信度在时间维度上的逐渐减小这一现象表明:预设的火灾预测神经网络在依据电流时序数据进行预测时,其可信度正在逐步降低。尽管在当前时刻,电弧状态尚未出现该改变,但是针对可信度的降低这一现象,此时应当对此类状态做出一定措施。因此,在本实施例中,通过分析直线拟合斜率的变化程度来确定火灾初始评估系数。具体而言,当斜率减小时,表明置信度下降的速度在加快,进而意味着当前的火灾初始评估系数应当改变,但不需要等同于预设数值。因此,上述曲线函数能够有效地描述这一变化趋势。对于本领域的专业技术人员而言,也可以通过设定不同的斜率阈值范围来对应不同的火灾初始评估系数。在本实施例中,不对此设定具体限制,以便专业技术人员能够根据实际情况进行灵活调整。

[0091] S43、根据所述用电单元对应的所述火灾初始评估系数和预设初始阈值判断得到该所述用电单元是否为疑似火灾单元,所述疑似火灾单元的所述火灾初始评估系数大于所述预设初始阈值。

[0092] 具体而言,在本实施例中可设定预设初始阈值为0.7。并将火灾初始评估系数大于0.7的用电单元认定为疑似火灾单元。以此降低误判可能性。

[0093] S5、实时获取所述疑似火灾单元的对应的监控图像;

[0094] 需要说明的是,在本实施例中可根据疑似火灾单元所在区域直接调取监控视频即可获得监控图像。同时若是一个疑似火灾单元内存在多个监控,那么就是分别获取每个监控视频中监控图像即可,此为现有技术,本实施例中不对此做出限制。

[0095] S6、基于所述监控图像内的烟雾状态修正所述火灾初始评估系数,得到火灾评估系数;

[0096] 具体而言,在本实施例中若是监控图像中存在烟雾,此时可能已经存在小火苗并产生了烟雾。则应该调整火灾初始评估系数,使得大于预设火灾阈值,进而触发报警并尽快在火苗期间扑灭,减少火焰蔓延可能性。

[0097] S7、基于所述火灾评估系数和预设火灾阈值判断得到是否向目标终端发送火灾预警信息。

[0098] 在本实施例中,目标终端设备可以是配备了报警程序的移动电话终端或计算机终端。此外,目标终端设备亦可为TOD建筑物内的火灾报警系统,该系统能够实现与报警程序的联动功能。具体选择何种类型的终端设备,应由具备相关专业知识的专业技术人员依据实际情况进行决定,本实施例对此不作具体限制。

[0099] 同时,关于本步骤中所提及的预设火灾阈值的设定优选为0.85。这意味着,当火灾评估系数超过0.85时,本方法即认为存在发生电气火灾风险,并随即触发火灾预警信号。同时,本领域技术人员也可以设定其他数值,并通过该预设火灾阈值,本方法能够在火灾发生初期及时发出预警,从而为人员疏散和火灾应对措施的实施争取宝贵时间。

[0100] 在本实施例中,首先通过上述步骤来识别可能导致火灾的电弧出现状态。具体来说,包括在电流变化的维度上进行识别,以检测是否存在可能引发火灾的电弧。其次,考虑到在实际的用电环境中,尽管可能会产生电弧,但某些电器材料具备一定的防火能力,能够防止电弧引发火灾。因此,在本实施例中,除了识别电弧状态外,还进一步结合了电弧产生区域是否出现烟雾的状态来进行综合判断。换句话说,本实施例采用了双维度结合判读的方式,即只有当引发电气火灾的电弧存在并且伴随着烟雾同时出现时,才判断已经构成一场电气火灾。在这种情况下,应当立即对该用电单元进行灭火操作,以防止火灾的进一步蔓延。

[0101] 此外,在本实施例中,并不仅仅依赖于火灾预测神经网络的预测结果来进行判断。为了克服用电单元中包含的各种电器设备,如电容、电阻等众多电气元器件所带来的电流时序数据的复杂性,本实施例还结合了火灾预测神经网络的置信度来进行综合判定。这样做可以有效应对预设的火灾预测神经网络可能无法全面覆盖所有情况的问题。即使在某些情况下,火灾预测神经网络出现了误判的可能性,本实施例还进一步结合了对应监控图像的表现,以此来进一步修正是否应该发送火灾预警信号。这种结合了多方面信息的判断方法具有较高的容错性,能够更准确地识别和应对火灾风险。

[0102] 实施例2:

[0103] 本实施例与实施例1的区别在于针对步骤S2提供一种特征融合预测方式,以提高火灾预测神经网络的预测准确性。具体而言,参见图2,图中以一个用电单元的电流时序数据为例进行举例说明如何进行电弧预测,详见步骤S21-步骤S25。

[0104] S21、对电流时序数据分别进行不同的分解,得到两种电流分量集合;

[0105] 需要说明的是,在本步骤中所提及的分解为集合经验模态分解模型和局部均值分解模型。即,在本步骤中分别通过集合经验模态分解模型和局部均值分解模型对电流时序数据进行分解,得到多个IMF (Intrinsic Mode Function) 分量和多个PF (Product Function) 分量,并将所有IMF (Intrinsic Mode Function) 分量和PF (Product Function) 分量分别作为一个电流分量集合,即可得到IMF分量集合和PF分量集合。在本实施例中通过利用局部均值分解模型克服集合经验模态分解模型分解过程中存在的端点效应现象。同

时,也利用集合经验模态分解模型去克服局部均值分解模型分解过程中的过度平滑问题。以此得到两种电流分量再进行混合预测能有效提升预测精度。

[0106] 在本步骤中,本实施例采用了集合经验模态分解模型和局部均值分解模型两种分解方法,以此达到对电流时序数据进行分解的目的。通过集合经验模态分解模型可得到多个IMF分量,这些分量能够揭示电流信号的内在频率特性。同时,利用局部均值分解模型可得到了多个PF分量,这些分量同样能够反映电流信号的频率特性,但角度有所不同。

[0107] 然后,将所有IMF分量和PF分量分别组成电流分量集合,即可得到了IMF分量集合和PF分量集合。在本实施例中认为集合经验模态分解模型在分解过程中可能出现的端点效应现象,并采取了局部均值分解模型来有效缓解这一问题。此外,局部均值分解模型在分解过程中可能会导致过度平滑的问题,因此结合集合经验模态分解模型的优势,以保留信号细节。

[0108] 通过将两种分解方法得到的电流分量进行混合,能够综合它们各自的优势,从而有效提升电流时序数据的后续特征提取的细腻度。这种结合分解的方法不仅能够更准确地捕捉到电流信号的内在特性,还能够提高预测结果的可靠性,为后续的电力系统分析和决策提供更为坚实的数据支持。

[0109] S22、基于两种所述电流分量集合分别进行特征计算,得到两个电流特征向量;

[0110] 具体而言,在本实施例中以一个电流分量结合的特征计算过程举例说明,详见步骤S221—步骤S225。

[0111] S221、对所述电流分量集合内分量分别进行样本熵计算得到样本熵向量;

[0112] 其中,在本实施例中通过以样本熵(Sample Entropy,简称SampEn)为一个量化指标,以评估时间序列数据的复杂性。该指标通过衡量信号中新模式产生的概率来反映时间序列的复杂程度。具体而言,电弧是一种瞬间的高能量放电现象,通常伴随着电流的剧烈波动。通过观察样本熵的变化,可以及时发现电流时序数据中的异常波动,从而判断是否出现了电弧。当样本熵值突然增大时,表明电流时序数据中出现了新的模式,这可能是电弧出现的信号。

[0113] S222、对所述电流分量集合内分量进行分类得到高频分量集合、中频分量集合和低频分量集合;

[0114] 同时,在进行分量的分类过程中,本领域技术人员可以采用多种方法来实现这一目标。具体来说,可以依据固定的边界值来进行分量的划分,这种方法简单明了,易于实现。例如,可以设定一个阈值,将分量按照其数值大小分为三类:小于阈值的为一类,等于阈值的为一类,大于阈值的为另一类。此外,还可以通过其他计算方法来进行分量的划分,例如利用统计学方法、机器学习算法或其他数学模型来确定分量的分类标准。这些方法可以根据实际应用场景和需求进行选择 and 调整,以达到最佳的分类效果。由于这些方法属于现有技术,因此不再赘述具体过程。

[0115] S223、对所述高频分量集合和所述低频分量集合进行分量能量计算得到所述高频分量集合和所述低频分量集合分别对应的能量总值;

[0116] 在本步骤中所提及的分量能量计算是指对每个单独的分量进行能量的计算。具体来说,本领域的技术人员可以采用两种不同的方法来进行这种计算。第一种方法是直接法,这种方法涉及计算所有采样点的振幅平方之和,从而得到该分量的能量值。第二种方法是

间接法,这种方法首先利用Hilbert变换来提取IMF(经验模态分解)分量的包络信号,然后通过计算这个包络信号的能量来得到分量的能量值。由于上述方法属于现有技术,因此不再赘述具体过程。

[0117] S224、基于所述高频分量集合和所述低频分量集合分别对应的能量总值进行比值计算得到能量比值;

[0118] 在本步骤中,所计算得到的能量比值实际上反映了高频分量与低频分量之间的差异。这种比值能够有效地揭示出信号中不同频率成分的相对强度。与此同时,在居民用电过程中,当电弧现象发生时,尽管电弧产生的频率特性相当复杂且难以精确测量,但可以确定的是,电弧产生的频率成分不会同时覆盖高频和低频两个区域。因此,在本实施例中选择能量比作为其中一个重要的特征,以此来区分和识别电弧现象。

[0119] S225、将所述样本熵向量与能量比值拼接并归一化处理得到电流特征向量。

[0120] 需要说明的是,拼接操作是通过contact函数来实现的。contact函数是一个常用的函数,用于将多个数据或数组拼接成一个连续的整体。具体来说,这个函数会将输入的各个部分按照一定的顺序和规则进行合并,从而形成一个新的、更长的数据序列或数组。此外,本实施例中还涉及归一化处理。归一化处理是一种常见的数据预处理方法,其目的是将数据的数值范围调整到一个统一的标准区间内,以便于后续的处理和分析。归一化处理的具体方法有很多种,例如最小-最大归一化、z-score标准化等。通过归一化处理,可以消除不同数据源之间的量纲差异,使得数据具有可比性,从而提高数据处理的准确性和效率。

[0121] 并且,对于本领域技术人员而言,也可以进行其他维度的特征计算。本实施例中不在此做出具体的限制。

[0122] S23、利用特征提取网络模型对每个所述电流特征向量进行特征提取,得到特征值向量;

[0123] 在本步骤中,所提及的特征提取网络模型为卷积神经网络(Convolutional Neural Networks,简称CNN)。特征提取网络模型包括多个层次,具体来说,它由输入层开始,接着是卷积层、池化层、整流线性单元层、卷积层、池化层、整流线性单元层、一个批归一化层和输出层。

[0124] 同时,本实施例中首先将两个电流特征向量输入到输入层中。这两个电流特征向量分别代表了电流数据在不同分解方式下的特征。并且为了更有效地提取和融合这些特征,本实施例采用循环神经网络模型来进行特征融合。通过这种方式,能够将电流时序数据在两种不同的分解方式下的特征进行有效融合,从而提取出更为全面和深入的特征信息。这种特征提取方法不仅提高了模型的准确性,还增强了模型对电流数据变化的敏感性和适应性。

[0125] S24、基于三个预设的预测模型分别对所述特征值向量和两个所述电流特征向量进行状态预测,得到状态预测结果,所述状态预测结果包括三个预测状态和每个所述预测状态对应的第二置信度;

[0126] 在本实施例中采用了经过训练的长短时记忆网络(Long Short Term Memory,简称LSTM)作为预测模型。LSTM是一种特殊的循环神经网络(RNN)结构,它被设计用来解决传统RNN在处理长期依赖关系时所面临的梯度消失问题。这种梯度消失问题会导致模型在学习过程中逐渐失去对早期输入信息的记忆,从而影响其在长期序列数据上的表现。

[0127] 长短时记忆网络通过引入门控机制,有效地解决了这一问题。它包含三个主要的门:遗忘门、输入门和输出门。遗忘门负责决定哪些信息应该从细胞状态中丢弃,输入门则控制新信息的流入,而输出门则决定在每个时间步输出什么信息。这些门的组合使得LSTM能够在长序列中保持和传递重要信息,从而更好地捕捉长期依赖关系。

[0128] 在本实施例中,长短时记忆网络的训练数据集也是步骤S21至S23的处理方法得到的。至于长短时记忆网络的训练过程,涉及初始化网络参数、前向传播计算损失、反向传播更新权重以及迭代优化直至收敛。在前向传播阶段,输入数据通过网络逐层传递,最终得到预测结果。损失函数用于衡量预测结果与真实值之间的差异。在反向传播阶段,损失函数关于网络参数的梯度被计算出来,并用于更新网络权重。通过多次迭代,网络参数逐渐调整,模型的预测性能逐步提升,直至达到期望的精度,上述具体训练过程均为现有技术,本实施例中不再赘述。

[0129] S25、基于所述状态预测结果判断得到预测结果。

[0130] 通过上述步骤S24可知,本实施例中共计得到三个训练后的长短时记忆网络输出的状态预测结果。故,现还需要对上述三个状态预测结果进行汇总,详见步骤S251—步骤S253。

[0131] S251、根据三个所述预测状态确认得到不同预测状态的频次;

[0132] S252、根据所有所述预测状态的频次确认频次最高的预测状态为电弧状态;

[0133] 即,在实际之中若是有两个预测状态为0,而另外一个的预测状态为1,那么确认得到电弧状态为0,即电弧不存在。反之亦然。

[0134] S253、基于所有所述预测状态的频次和所有所述第二置信度计算得到第一置信度。

[0135] 具体而言,在本实施例中第一置信度计算函数式如下:

$$[0136] \quad CL = \begin{cases} \frac{P_1 * CL_1 + P_2 * CL_2 + P_3 * CL_3}{count('1')}, count('1') \geq 2 \\ \frac{|P_1 * CL_1 - CL_1| + |P_2 * CL_2 - CL_2| + |P_3 * CL_3 - CL_3|}{count('0')}, count('0') \geq 2 \end{cases};$$

[0137] 其中, CL 表示第一置信度; P_1 、 P_2 、 P_3 分别表示三个预测状态; CL_1 、 CL_2 、 CL_3 分别表示三个预测状态对应的第二置信度; $count()$ 表示计数函数; $count('1')$ 表示统计预测状态中1出现次数,亦表示统计预测状态中电弧存在出现次数; $count('0')$ 表示统计预测状态中0出现次数,亦表示统计预测状态中电弧不存在出现次数。

[0138] 实施例3:

[0139] 本实施例与实施例1的区别在于针对步骤S6提供了一种烟雾的识别方式,以提高烟雾识别的准确性。具体而言,参见图3,图中以一个用电单元的电流时序数据为例进行举例说明如何进行电弧预测,详见步骤S61-步骤S64。

[0140] S61、基于对所述监控图像进行暗通道处理得到监控暗通道图像;

[0141] 在本实施例中,关于如何通过分析包含RGB三个颜色通道的图像来计算得到一个按通道的图像,这一过程属于现有技术,因此在此不再赘述。基于暗通道先验理论,暗通道

值的大小能够反映每个像素点受到光线、烟雾等外部因素的影响程度。因此,通过计算监控图像中每个像素点的暗通道值可得到一个监控暗通道图像。然而,由于在建筑物中,每个用电单元内通常会配备多种补充照明设备,如射灯、筒灯等,这使得不能直接用暗通道值来近似代替像素点受到烟雾的影响程度。为了准确提取出烟雾区域,需要将烟雾区域与灯光区域进行有效区分。具体的提取过程可以参考以下步骤:步骤S62和步骤S63。

[0142] S62、利用索贝尔算子边缘检测模型对所述监控暗通道图像进行边缘检测得到至少一个烟雾疑似区域和每个所述烟雾疑似区域内每个像素点的梯度;

[0143] 本步骤中所提及索贝尔算子边缘检测模型通常被称为Sobel算子边缘检测模型。该模型的主要功能是通过计算图像中各个像素点的灰度值的梯度,从而有效地提取出图像中的边缘信息。具体而言,Sobel算子边缘检测模型利用了图像的局部梯度信息,通过对水平和垂直方向的灰度变化进行加权求和,来确定边缘的位置和方向。该方法在图像处理中具有广泛的应用,常用于图像分割、特征提取以及目标识别等领域。本步骤通过这种方式,Sobel算子边缘检测模型能够有效地增强图像的边缘特征,使得后续的图像分析和处理变得更加容易和准确。

[0144] S63、基于每个所述烟雾疑似区域内每个像素点的梯度变化计算得到每个所述烟雾疑似区域的烟雾特征值;

[0145] 在本实施例中,火灾产生的烟雾具有显著的流动性特征。随着烟雾浓度的增加,其所在区域的像素点差异逐渐减小,这在图像处理的梯度计算中表现为梯度幅值的降低。此外,烟雾的梯度方向通常表现出复杂性和不规则性。鉴于烟雾是由明火点燃有机物产生的,烟雾的一端部因火焰的存在而呈现出梯度最小化的特点。因此,本实施以其中一个烟雾疑似区域进行举例说明确认烟雾特征值,具体可参见步骤S631-步骤S633的内容。

[0146] S631、根据所述烟雾疑似区域内每个像素点的梯度进行幅值均值计算得到所述烟雾疑似区域的梯度幅值均值;

[0147] 本领域技术人员公知的是梯度为向量其包含了方向和赋值。故,在本步骤中根据烟雾疑似区域内每个像素点对应的幅值进行均值计算得到梯度幅值均值,其可表示该烟雾疑似区域内部暗通道值单一程度,即该烟雾疑似区域光亮程度。

[0148] S632、基于所述烟雾疑似区域内每个像素点的梯度进行扩散方向计算得到所述烟雾疑似区域的烟雾扩散评估系数;

[0149] 具体而言,即首先在所述烟雾疑似区域筛选得到火苗点0,所述火苗点为梯度的幅值最小的点,若有多个梯度的幅值最小的点,则选取位于中心的点,其中位于中心的点的选取方式为现有技术,本实施例中不再赘述。进一步地,分别记录所述烟雾疑似区域内每个像素点指向火苗点的方向,计算得到与像素点的梯度方向的夹角 θ ;最后,逐个计算每个像素点对应的夹角 θ 的余弦值并进行均值计算得到烟雾扩散评估系数。

[0150] S633、基于所述烟雾疑似区域对应的边缘系数、烟雾扩散评估系数和梯度幅值均值计算得到烟雾特征值。

[0151] 具体而言,烟雾特征值的计算函数式如下:

$$[0152] \quad S = \frac{1}{ks * t};$$

[0153] 其中, S 表示烟雾疑似区域的烟雾特征值; $\overline{ks}$ 表示烟雾疑似区域的烟雾扩散评估系数; $\overline{t}$ 表示烟雾疑似区域的梯度幅值均值。

[0154] 在上述函数式中, $\overline{t}$ 可表示烟雾疑似区域内部暗通道值单一程度, 即该烟雾疑似区域光亮程度, 其数值越大证明其越有可能为灯具所形成的光斑; $\overline{ks}$ 表示像素点的梯度方向与火苗点的夹角余弦值的均值, 若是灯具所形成的光斑其对称性较好体现在 $\overline{ks}$ 上, 即数值接近于1, 但是由于烟雾扩散具有随机性, 轮廓不可控对称性较差, 故, 体现在 $\overline{ks}$ 远小于1。故, 在本实施例中通过上述函数式较好体现出烟雾的特点。

[0155] 综上所述, S 值越大, 烟雾疑似区域就越有可能为烟雾产生区域。

[0156] S64、基于烟雾特征值筛选得到烟雾区域, 并基于所述烟雾区域的烟雾特征值修正所述火灾初始评估系数得到火灾评估系数, 所述烟雾区域对应的烟雾特征值为最大值。

[0157] 具体而言, 火灾评估系数计算函数式为:

$$[0158] \quad \varepsilon = \text{norm}(\varepsilon' * S);$$

[0159] 其中, ε 表示火灾评估系数; $\text{norm}()$ 表示归一化函数; ε' 表示火灾初始评估系数; S 表示烟雾疑似区域的烟雾特征值。

[0160] 在本实施例中通过上述在暗通道图像中挖掘烟雾特征的方式能有效提升烟雾识别率。

[0161] 实施例4:

[0162] 如图4所示, 本实施例提供了一种TOD建筑物的电气火灾报警系统, 所述系统包括:

[0163] 电流数据获取模块, 用于实时获取多个用电单元的电流数据, 并转化为当前时刻下每个所述用电单元对应的电流时序数据;

[0164] 预测模块, 用于基于预设的火灾预测神经网络对当前时刻下每个所述用电单元对应的电流时序数据进行电弧预测得到当前时刻的预测结果, 所述预测结果包括电弧状态和第一置信度;

[0165] 数据整合模块, 用于基于当前时刻和历史时刻对应的预测结果转化得到每个所述用电单元对应的时序预测数据;

[0166] 逻辑模块, 用于根据每个所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态和置信度变化判断得到疑似火灾单元对应的火灾初始评估系数;

[0167] 图像数据模块, 用于实时获取所述疑似火灾单元的对应的监控图像;

[0168] 修正模块, 用于基于所述监控图像内的烟雾状态修正所述火灾初始评估系数, 得到火灾评估系数;

[0169] 预警模块, 用于基于所述火灾评估系数和预设火灾阈值判断得到是否向目标终端发送火灾预警信息。

[0170] 在一些具体的实施例中, 所述预测模块包括:

[0171] 数据分解模块, 用于对电流时序数据分别进行不同的分解, 得到两种电流分量集合;

[0172] 特征计算模块,用于基于两种所述电流分量集合分别进行特征计算,得到两个电流特征向量;

[0173] 特征提取模块,用于利用特征提取网络模型对每个所述电流特征向量进行特征提取,得到特征值向量;

[0174] 状态预测模块,用于基于三个预设的预测模型分别对所述特征值向量和两个所述电流特征向量进行状态预测,得到状态预测结果,所述状态预测结果包括三个预测状态和每个所述预测状态对应的第二置信度;

[0175] 结果合并模块,用于基于所述状态预测结果判断得到预测结果。

[0176] 在一些具体的实施例中,所述特征计算模块包括:

[0177] 样本熵计算模块,用于对所述电流分量集合内分量分别进行样本熵计算得到样本熵向量;

[0178] 分量分类模块,用于对所述电流分量集合内分量进行分类得到高频分量集合、中频分量集合和低频分量集合;

[0179] 能量计算模块,用于对所述高频分量集合和所述低频分量集合进行分量能量计算得到所述高频分量集合和所述低频分量集合分别对应的能量总值;

[0180] 比值模块,用于基于所述高频分量集合和所述低频分量集合分别对应的能量总值进行比值计算得到能量比值;

[0181] 拼接模块,用于将所述样本熵向量与能量比值拼接并归一化处理得到电流特征向量。

[0182] 在一些具体的实施例中,所述结果合并模块包括:

[0183] 频次统计模块,用于根据三个所述预测状态确认得到不同预测状态的频次;

[0184] 状态确认模块,用于根据所有所述预测状态的频次确认得到电弧状态;

[0185] 置信度计算模块,用于基于所有所述预测状态的频次和所有所述第二置信度计算得到第一置信度。

[0186] 在一些具体的实施例中,所述逻辑模块包括:

[0187] 第一判断模块,用于当所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态发生变化时,则所述火灾初始评估系数为预设数值;

[0188] 第二判断模块,用于当所述用电单元对应的所述时序预测数据内电弧状态未发生变化时,则对所述时序预测数据内的第一置信度进行直线拟合,并根据直线拟合的斜率计算得到所述火灾初始评估系数;

[0189] 第三判断模块,用于根据所述用电单元对应的所述火灾初始评估系数和预设初始阈值判断得到该所述用电单元是否为疑似火灾单元,所述疑似火灾单元的所述火灾初始评估系数大于所述预设初始阈值。

[0190] 需要说明的是,关于上述实施例中的系统,其中各个模块执行操作的具体方式已经在有关该方法的实施例中进行了详细描述,此处将不做详细阐述说明。

[0191] 需要说明的是:上述本发明实施例先后顺序仅仅为了描述,不代表实施例的优劣。在附图中描绘的过程不一定要求示出的特定顺序或者连续顺序才能实现期望的结果。在某些实施方式中,多任务处理和并行处理也是可以的或者可能是有利的。

[0192] 本说明书中的各个实施例均采用递进的方式描述,各个实施例之间相同相似的部

分互相参见即可,每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处。

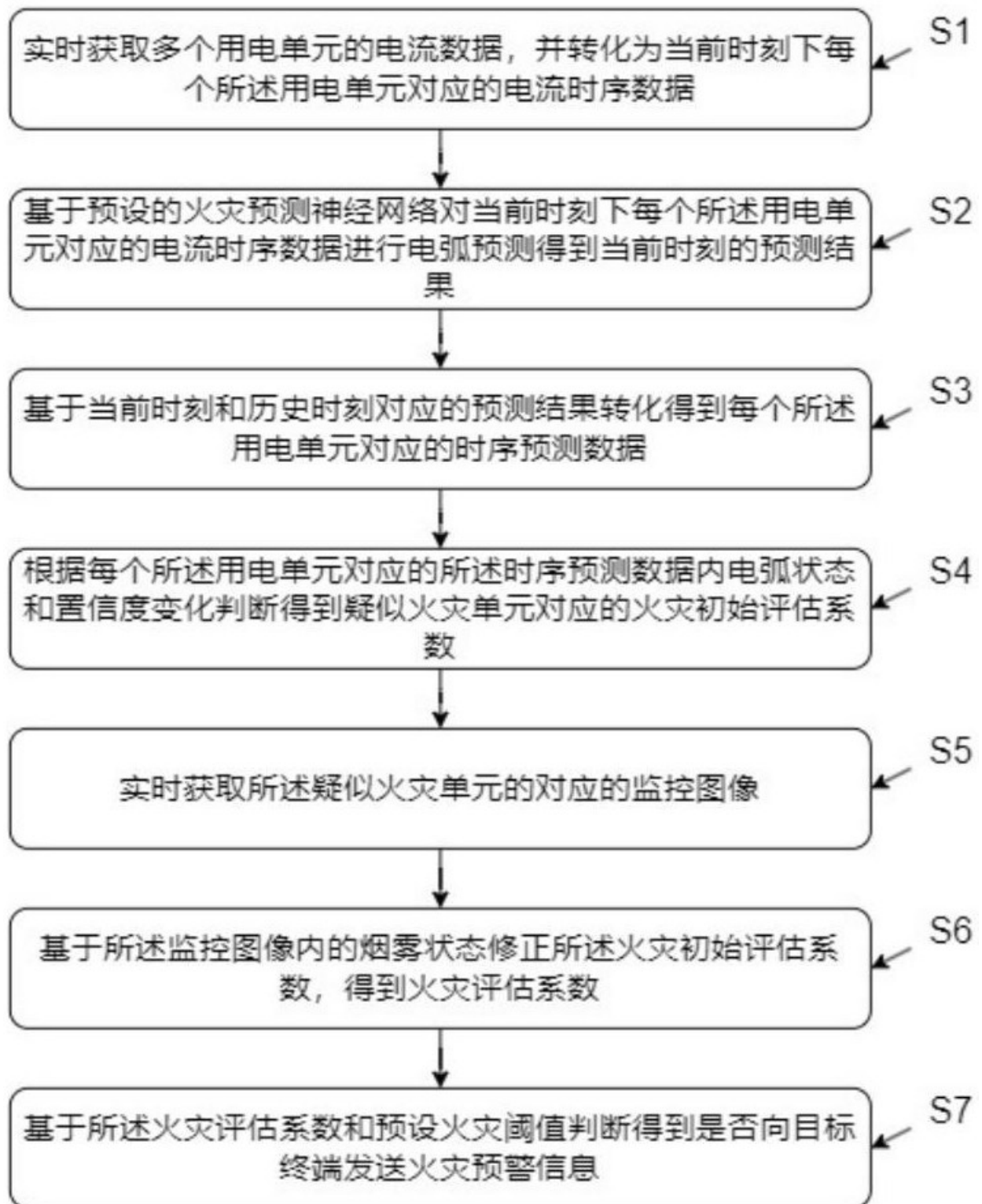


图1

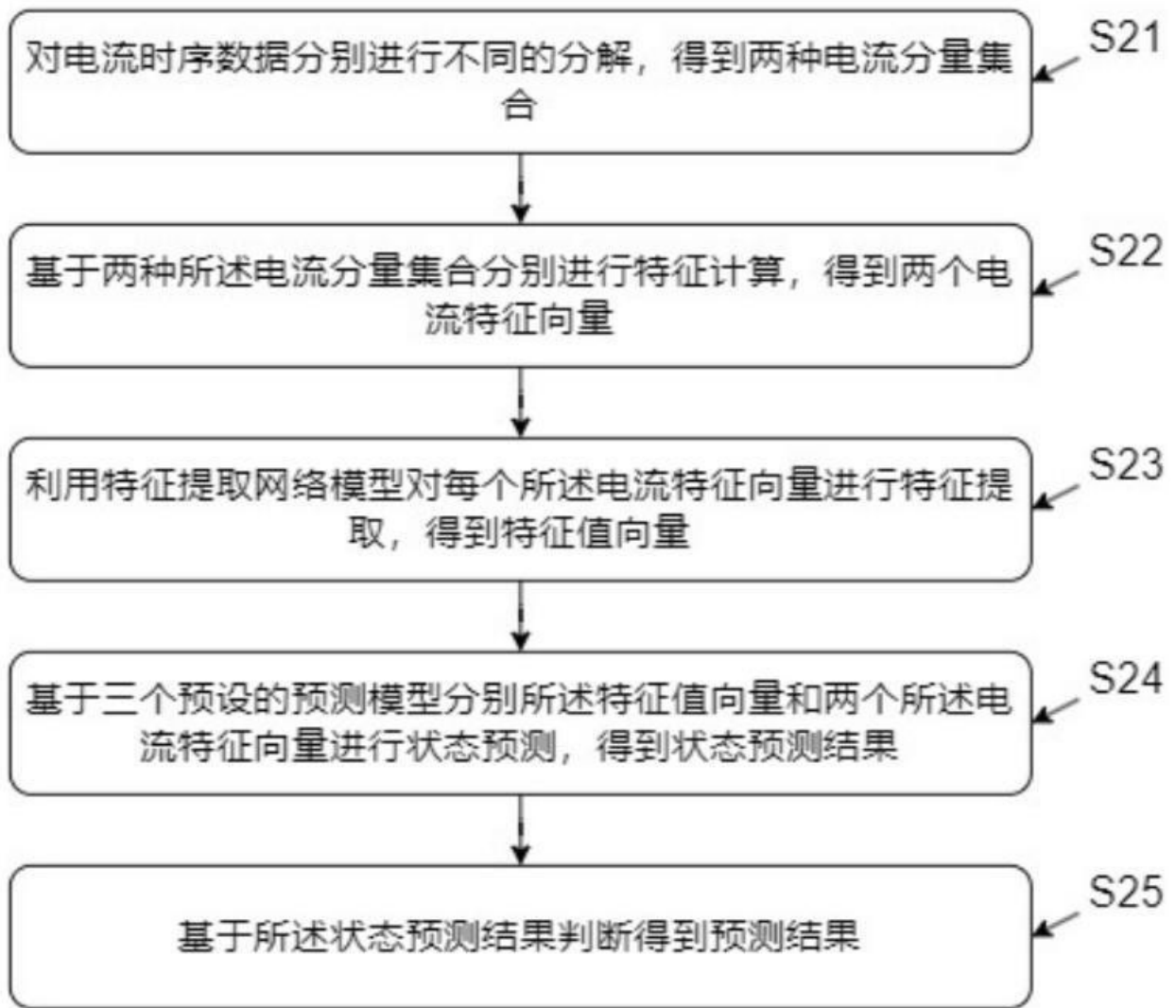


图2

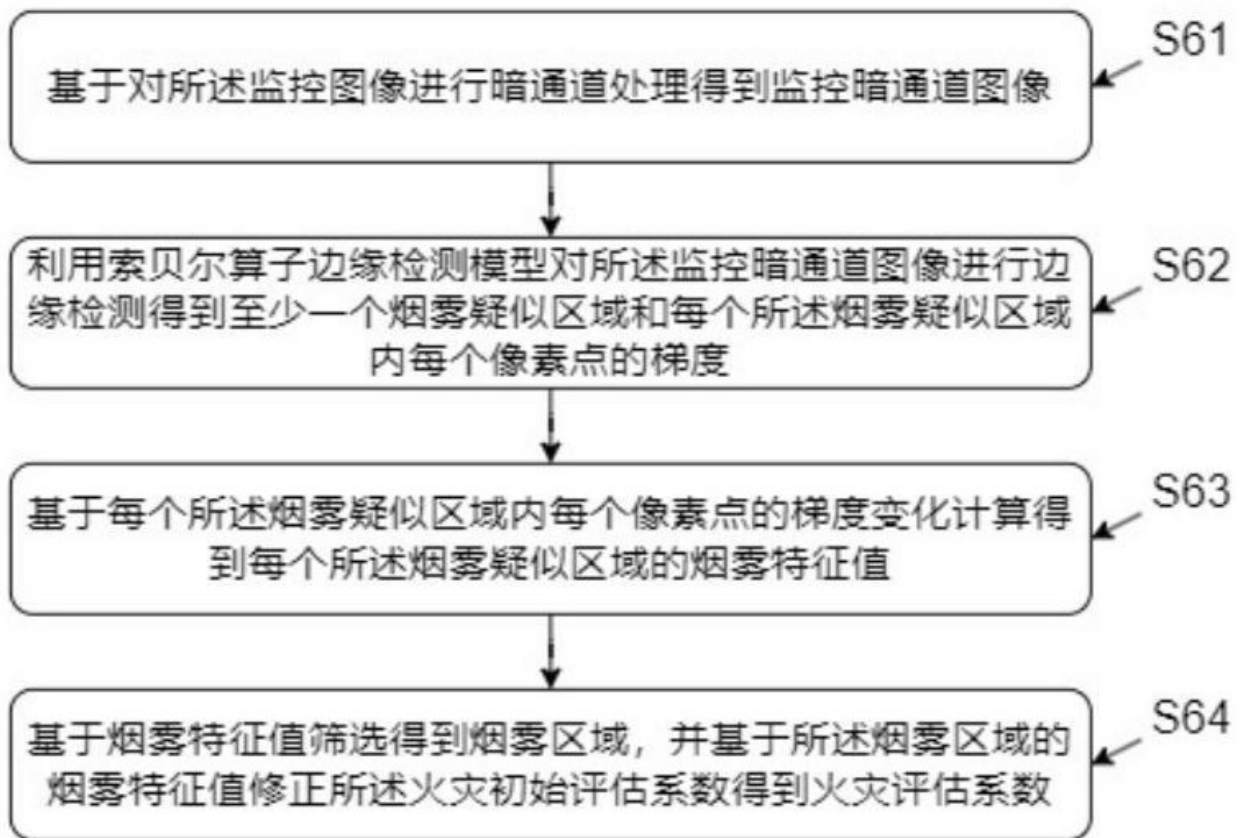


图3

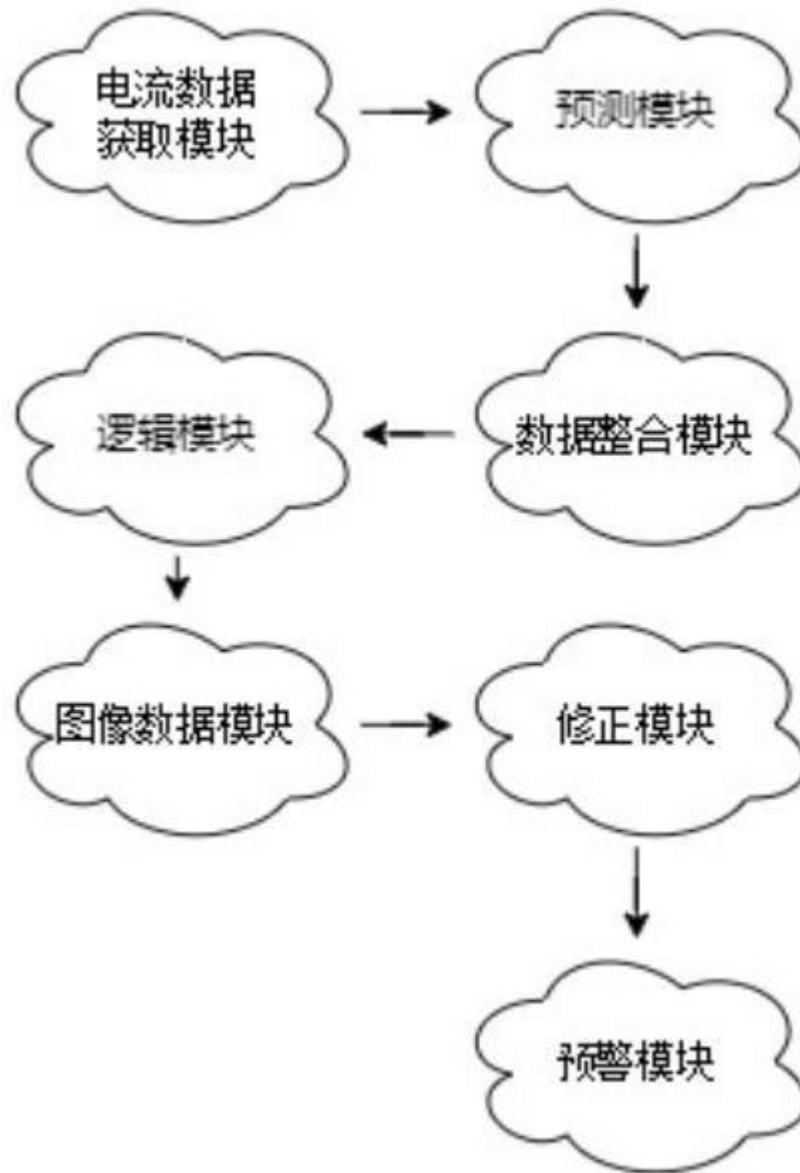


图4