



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112766251 A

(43) 申请公布日 2021. 05. 07

(21) 申请号 202011630610.1

(22) 申请日 2020.12.30

(71) 申请人 广东电网有限责任公司佛山供电局
地址 528011 广东省佛山市禅城区汾江南路1号

(72) 发明人 郑伟钦 何胜红 张勇 钟炜
张哲铭 朱伟华 钟斯静 刘晓旋
罗文 姜美玲

(74) 专利代理机构 广州粤高专利商标代理有限公司 44102

代理人 林丽明

(51) Int. Cl.

G06K 9/20 (2006.01)

G06K 9/62 (2006.01)

G06N 3/04 (2006.01)

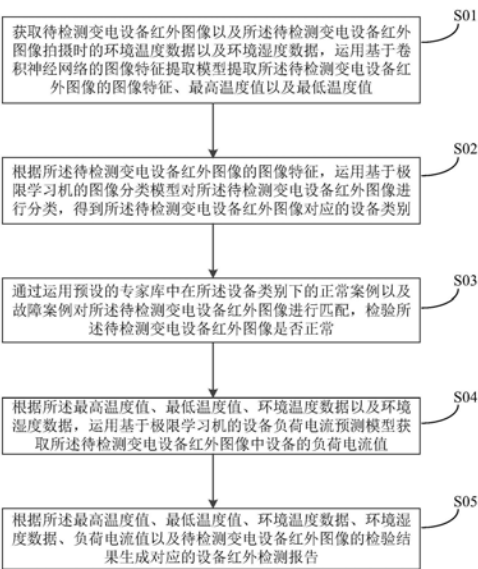
权利要求书2页 说明书8页 附图3页

(54) 发明名称

变电设备红外检测方法、系统、储存介质及计算机设备

(57) 摘要

本发明针对现有技术变电设备红外检测容易造成误判的技术问题,提出了一种变电设备红外检测方法、系统、储存介质及计算机设备,通过基于卷积神经网络的图像特征提取模型准确提取变电设备的真实红外图像特征,保证精准判断设备是否存在异常,并且能够通过专家库匹配对异常的红外图像进行诊断并分析异常原因,还能够根据红外图像特征以及环境的温湿度对设备的负荷电流进行预测;最后自动生成红外测温报告,减轻试验人员的工作量,提高工作效率,得到准确可靠的检测结果。



1. 一种变电设备红外检测方法,其特征在于,包括以下步骤:

S01,获取待检测变电设备红外图像以及所述待检测变电设备红外图像拍摄时的环境温度数据以及环境湿度数据,运用基于卷积神经网络的图像特征提取模型提取所述待检测变电设备红外图像的图像特征、最高温度值以及最低温度值;

S02,根据所述待检测变电设备红外图像的图像特征,运用基于极限学习机的图像分类模型对所述待检测变电设备红外图像进行分类,得到所述待检测变电设备红外图像对应的设备类别;

S03,通过运用预设的专家库中在所述设备类别下的正常案例以及故障案例对所述待检测变电设备红外图像进行匹配,检验所述待检测变电设备红外图像是否正常;

S04,根据所述最高温度值、最低温度值、环境温度数据以及环境湿度数据,运用基于极限学习机的设备负荷电流预测模型获取所述待检测变电设备红外图像中设备的负荷电流值;

S05,根据所述最高温度值、最低温度值、环境温度数据、环境湿度数据、负荷电流值以及待检测变电设备红外图像的检验结果生成对应的设备红外检测报告。

2. 根据权利要求1所述的变电设备红外检测方法,其特征在于,还包括以下步骤:

S031,若待检测变电设备红外图像的检验结果为正常,将所述待检测变电设备红外图像作为所述设备类别下的正常案例添加到所述专家库。

3. 根据权利要求1所述的变电设备红外检测方法,其特征在于,还包括以下步骤:

S032,若待检测变电设备红外图像的检验结果为异常,根据对所述待检测变电设备红外图像进行匹配的匹配结果获取故障原因;

S033,将所述待检测变电设备红外图像作为所述设备类别下的故障案例添加到所述专家库。

4. 根据权利要求1所述的变电设备红外检测方法,其特征在于,所述步骤S01中的卷积神经网络采用超分辨率测试序列网络。

5. 根据权利要求1所述的变电设备红外检测方法,其特征在于,所述图像特征提取模型由卷积神经网络经过预设的样本数据集进行图像特征提取训练后获得;所述样本数据集包括变压器正面、背面、左侧、右侧、变高套管、变低套管的样本红外图像、所述样本红外图像拍摄时的环境温度数据、环境湿度数据以及变电设备的负荷电流;所述样本红外图像标识有所述样本红外图像中设备的最高温度值以及最低温度值;

所述卷积神经网络经过所述样本红外图像训练后输出所述以及所述样本红外图像中设备的最高温度值以及最低温度值。

6. 根据权利要求5所述的变电设备红外检测方法,其特征在于,所述图像分类模型由极限学习机经过所述样本红外图像的图像特征以及所述专家库进行图像分类训练后获得。

7. 根据权利要求5所述的变电设备红外检测方法,其特征在于,所述设备负荷电流预测模型由极限学习机经过所述样本红外图像中设备的最高温度值、最低温度值、所述样本红外图像拍摄时的环境温度数据、环境湿度数据以及变电设备的负荷电流进行设备负荷电流预测训练后获得。

8. 一种变电设备红外检测系统,其特征在于,包括数据获取处理模块(1)、图像分类模块(2)、图像检测模块(3)、设备负荷电流值预测模块(4)以及设备红外检测报告生成模块

(5);所述图像分类模块(2)连接所述数据获取处理模块(1);所述图像检测模块(3)连接所述数据获取处理模块(1)以及图像分类模块(2);所述设备负荷电流值预测模块(4)连接所述数据获取处理模块(1);所述设备红外检测报告生成模块(5)连接所述数据获取处理模块(1)、图像检测模块(3)以及设备负荷电流值预测模块(4);其中:

所述数据获取处理模块(1)用于获取待检测变电设备红外图像以及所述待检测变电设备红外图像拍摄时的环境温度数据以及环境湿度数据,运用基于卷积神经网络的图像特征提取模型提取所述待检测变电设备红外图像的图像特征、最高温度值以及最低温度值;

所述图像分类模块(2)用于根据所述待检测变电设备红外图像的图像特征,运用基于极限学习机的图像分类模型对所述待检测变电设备红外图像进行分类,得到所述待检测变电设备红外图像对应的设备类别;

所述图像检测模块(3)用于通过运用预设的专家库中在所述设备类别下的正常案例以及故障案例对所述待检测变电设备红外图像进行匹配,检验所述待检测变电设备红外图像是否正常;

所述设备负荷电流值预测模块(4)用于根据所述最高温度值、最低温度值、环境温度数据以及环境湿度数据,运用基于极限学习机的设备负荷电流预测模型获取所述待检测变电设备红外图像中设备的负荷电流值;

所述设备红外检测报告生成模块(5)用于根据所述最高温度值、最低温度值、环境温度数据、环境湿度数据、负荷电流值以及待检测变电设备红外图像的检验结果生成对应的设备红外检测报告。

9.一种储存介质,其上储存有计算机程序,其特征在于:所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至7任一项所述的变电设备红外检测方法的步骤。

10.一种计算机设备,其特征在于:包括储存介质、处理器以及储存在所述储存介质中并可被所述处理器执行的计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至7任一项所述的变电设备红外检测方法的步骤。

变电设备红外检测方法、系统、储存介质及计算机设备

技术领域

[0001] 本发明涉及电网设备检测的技术领域,具体涉及变电一次设备的检测,更具体地,涉及一种变电设备红外检测方法、系统、储存介质及计算机设备。

背景技术

[0002] 变电一次设备,如变压器、高压断路器、刀闸等,作为电力系统重要组成部分,其安全可靠运行对于保障电网稳定供电具有重要意义。对一次设备进行周期性预防性试验的同时,需要结合红外测温来监测设备的状态。但是在设备红外成像谱图拍摄过程中,很容易会受到复杂的环境、拍摄的角度、距离、光线强弱的影响,拍摄过程中若没有处理好这些问题,会导致后续检测结果的误判。

[0003] 公告日2019-03-19,公告号为CN106597185B的中国申请专利:变电站一次设备红外分析系统及方法,公开了一种在于整合现有的红外热像仪,用一个系统集中统一管理变电站站内全部红外热像仪,统一红外热图像格式的方案。但该方案及其它现有技术仍无法解决上述技术问题。

发明内容

[0004] 针对现有技术的局限,本发明提出一种变电设备红外检测方法、系统、储存介质及计算机设备,本发明采用的技术方案是:

[0005] 一种变电设备红外检测方法,包括以下步骤:

[0006] 获取待检测变电设备红外图像以及所述待检测变电设备红外图像拍摄时的环境温度数据以及环境湿度数据,运用基于卷积神经网络的图像特征提取模型提取所述待检测变电设备红外图像的图像特征、最高温度值以及最低温度值;

[0007] 根据所述待检测变电设备红外图像的图像特征,运用基于极限学习机的图像分类模型对所述待检测变电设备红外图像进行分类,得到所述待检测变电设备红外图像对应的设备类别;

[0008] 通过运用预设的专家库中在所述设备类别下的正常案例以及故障案例对所述待检测变电设备红外图像进行匹配,检验所述待检测变电设备红外图像是否正常;

[0009] 根据所述最高温度值、最低温度值、环境温度数据以及环境湿度数据,运用基于极限学习机的设备负荷电流预测模型获取所述待检测变电设备红外图像中设备的负荷电流值;

[0010] 根据所述最高温度值、最低温度值、环境温度数据、环境湿度数据、负荷电流值以及待检测变电设备红外图像的检验结果生成对应的设备红外检测报告。

[0011] 相较于现有技术,本发明通过基于卷积神经网络的图像特征提取模型准确提取变电设备的真实红外图像特征,保证精准判断设备是否存在异常,并且能够通过专家库匹配对异常的红外图像进行诊断并分析异常原因,还能够根据红外图像特征以及环境的温湿度对设备的负荷电流进行预测;最后自动生成红外测温报告,减轻试验人员的工作量,提高工

作效率,得到准确可靠的检测结果。

[0012] 作为一种优选方案,所述变电设备红外检测方法还包括以下步骤:

[0013] 若待检测变电设备红外图像的检验结果为正常,将所述待检测变电设备红外图像作为所述设备类别下的正常案例添加到所述专家库。

[0014] 进一步的,所述变电设备红外检测方法还包括以下步骤:

[0015] 若待检测变电设备红外图像的检验结果为异常,根据对所述待检测变电设备红外图像进行匹配的匹配结果获取故障原因;

[0016] 将所述待检测变电设备红外图像作为所述设备类别下的故障案例添加到所述专家库。

[0017] 作为一种优选方案,所述卷积神经网络采用超分辨率测试序列网络。

[0018] 作为一种优选方案,所述图像特征提取模型由卷积神经网络经过预设的样本数据集进行图像特征提取训练后获得;所述样本数据集包括变压器正面、背面、左侧、右侧、变高套管、变低套管的样本红外图像、所述样本红外图像拍摄时的环境温度数据、环境湿度数据以及变电设备的负荷电流;所述样本红外图像标识有所述样本红外图像中设备的最高温度值以及最低温度值;

[0019] 所述卷积神经网络经过所述样本红外图像训练后输出所述以及所述样本红外图像中设备的最高温度值以及最低温度值。

[0020] 进一步的,所述图像分类模型由极限学习机经过所述样本红外图像的图像特征以及所述专家库进行图像分类训练后获得。

[0021] 进一步的,所述设备负荷电流预测模型由极限学习机经过所述样本红外图像中设备的最高温度值、最低温度值、所述样本红外图像拍摄时的环境温度数据、环境湿度数据以及变电设备的负荷电流进行设备负荷电流预测训练后获得。

[0022] 本发明还提供以下内容:

[0023] 一种变电设备红外检测系统,包括数据获取处理模块、图像分类模块、图像检测模块、设备负荷电流值预测模块以及设备红外检测报告生成模块;所述图像分类模块连接所述数据获取处理模块;所述图像检测模块连接所述数据获取处理模块以及图像分类模块;所述设备负荷电流值预测模块连接所述数据获取处理模块;所述设备红外检测报告生成模块连接所述数据获取处理模块、图像检测模块以及设备负荷电流值预测模块;其中:

[0024] 所述数据获取处理模块用于获取待检测变电设备红外图像以及所述待检测变电设备红外图像拍摄时的环境温度数据以及环境湿度数据,运用基于卷积神经网络的图像特征提取模型提取所述待检测变电设备红外图像的图像特征、最高温度值以及最低温度值;

[0025] 所述图像分类模块用于根据所述待检测变电设备红外图像的图像特征,运用基于极限学习机的图像分类模型对所述待检测变电设备红外图像进行分类,得到所述待检测变电设备红外图像对应的设备类别;

[0026] 所述图像检测模块用于通过运用预设的专家库中在所述设备类别下的正常案例以及故障案例对所述待检测变电设备红外图像进行匹配,检验所述待检测变电设备红外图像是否正常;

[0027] 所述设备负荷电流值预测模块用于根据所述最高温度值、最低温度值、环境温度数据以及环境湿度数据,运用基于极限学习机的设备负荷电流预测模型获取所述待检测变

电设备红外图像中设备的负荷电流值。

[0028] 所述设备红外检测报告生成模块用于根据所述最高温度值、最低温度值、环境温度数据、环境湿度数据、负荷电流值以及待检测变电设备红外图像的检验结果生成对应的设备红外检测报告

[0029] 一种储存介质,其上储存有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现前述的变电设备红外检测方法的步骤。

[0030] 一种计算机设备,包括储存介质、处理器以及储存在所述储存介质中并可被所述处理器执行的计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现前述变电设备红外检测方法的步骤。

附图说明

[0031] 图1为本发明实施例1提供的变电设备红外检测方法的步骤流程图;

[0032] 图2为本发明实施例2提供的变电设备红外检测方法的步骤流程图;

[0033] 图3为本发明实施例使用的超分辨率测试序列网络示意图;

[0034] 图4为本发明实施例提供的变电设备红外检测系统示意图;

[0035] 附图标记说明:1、数据获取处理模块;2、图像分类模块;3、图像检测模块;4、设备负荷电流值预测模块;5、设备红外检测报告生成模块。

具体实施方式

[0036] 附图仅用于示例性说明,不能理解为对本专利的限制;

[0037] 应当明确,所描述的实施例仅仅是本申请实施例一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本申请实施例中的实施例,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,都属于本申请实施例保护的范围。

[0038] 在本申请实施例使用的术语是仅仅出于描述特定实施例的目的,而非旨在限制本申请实施例。在本申请实施例和所附权利要求书中所使用的单数形式的“一种”、“所述”和“该”也旨在包括多数形式,除非上下文清楚地表示其他含义。还应当理解,本文中使用的术语“和/或”是指并包含一个或多个相关联的列出项目的任何或所有可能组合。

[0039] 下面的描述涉及附图时,除非另有表示,不同附图中的相同数字表示相同或相似的要素。以下示例性实施例中所描述的实施方式并不代表与本申请相一致的所有实施方式。相反,它们仅是如所附权利要求书中所详述的、本申请的一些方面相一致的装置和方法的例子。在本申请的描述中,需要理解的是,术语“第一”、“第二”、“第三”等仅用于区别类似的对象,而不必用于描述特定的顺序或先后次序,也不能理解为指示或暗示相对重要性。对于本领域的普通技术人员而言,可以根据具体情况理解上述术语在本申请中的具体含义。

[0040] 此外,在本申请的描述中,除非另有说明,“多个”是指两个或两个以上。“和/或”,描述关联对象的关联关系,表示可以存在三种关系,例如,A和/或B,可以表示:单独存在A,同时存在A和B,单独存在B这三种情况。字符“/”一般表示前后关联对象是一种“或”的关系。以下结合附图和实施例对本发明做进一步的阐述。

[0041] 为了解决现有技术的局限性,本实施例提供了一种技术方案,下面结合附图和实施例对本发明的技术方案做进一步的说明。

[0042] 请参考图1,一种变电设备红外检测方法,包括以下步骤:

[0043] S01,获取待检测变电设备红外图像以及所述待检测变电设备红外图像拍摄时的环境温度数据以及环境湿度数据,运用基于卷积神经网络的图像特征提取模型提取所述待检测变电设备红外图像的图像特征、最高温度值以及最低温度值;

[0044] S02,根据所述待检测变电设备红外图像的图像特征,运用基于极限学习机的图像分类模型对所述待检测变电设备红外图像进行分类,得到所述待检测变电设备红外图像对应的设备类别;

[0045] S03,通过运用预设的专家库中在所述设备类别下的正常案例以及故障案例对所述待检测变电设备红外图像进行匹配,检验所述待检测变电设备红外图像是否正常;

[0046] S04,根据所述最高温度值、最低温度值、环境温度数据以及环境湿度数据,运用基于极限学习机的设备负荷电流预测模型获取所述待检测变电设备红外图像中设备的负荷电流值;

[0047] S05,根据所述最高温度值、最低温度值、环境温度数据、环境湿度数据、负荷电流值以及待检测变电设备红外图像的检验结果生成对应的设备红外检测报告。

[0048] 相较于现有技术,本发明通过基于卷积神经网络的图像特征提取模型准确提取变电设备的真实红外图像特征,保证精准判断设备是否存在异常,并且能够通过专家库匹配对异常的红外图像进行诊断并分析异常原因,还能够根据红外图像特征以及环境的温湿度对设备的负荷电流进行预测;最后自动生成红外测温报告,减轻试验人员的工作量,提高工作效率,得到准确可靠的检测结果。

[0049] 具体的,变电设备红外图像拍摄过程中会受到复杂的环境、拍摄的角度、距离、光线强弱的影响,拍摄过程中没有处理好这些问题,会导致结果的误判。在本实施例中,利用深度学习算法来对红外图像进行特征提取,该算法能够对原始红外图像进行多层次特征学习。

[0050] 卷积神经网络(CNN)是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络,是深度学习算法的典型算法之一。其中CNN的卷积层通过卷积核进行特征提取和映射,浅层卷积层提取低级特征如边缘、线条、角落,更高层的卷积层提取更高级的特征。假设CNN网络前一层输入特征矩阵为 $T \in n \times n$,该层可学习的卷积核为 $K \in k \times k$,卷积后的数据经激活函数后得到本层的输出特征矩阵如以下公式所示:

$$[0051] \quad T_{out}^l = f\left(\sum_{i \in m} T_{input}^{l-1} \times K_{io}^l + Bia^l\right);$$

[0052] 式中 l 表示第 l 层卷积层, K 表示卷积核, Bia 表示偏置矩阵, T_o^l 表示第 l 层的输出特征, T_i^{l-1} 表示第 l 层的输入特征。 $f(\cdot)$ 表示激活函数,CNN典型激活函数有eLU函数,LReLU函数,Sigmoid函数等,为了提高卷积层提取特征的性能以及对输入图像的自适应能力,本案例提出了一种混合激活函数,由线性和非线性激活函数组成,其表达式如下列公式)所示:

$$[0053] \quad f_{mix}(x) = \rho f_{lrelu}(x) + (1 - \rho) f_{elu}(x);$$

$$[0054] \quad f_{lrelu}(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ \rho x, & x \leq 0; \end{cases}$$

$$[0055] \quad f_{elu}(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ \pi(e^x - 1), & x \leq 0; \end{cases}$$

[0056] 其中 $\rho \in [0, 1]$ 为混合系数,表征每个激活函数所占的权值。

[0057] 池化层的本质是下采样,紧跟在卷积层之后,同样由多个特征面组成,它的每一个特征面唯一对应于其上一层的一个特征面,不会改变特征面的个数。池化层旨在通过降低特征面的分辨率来获得具有空间不变性的特征,起到二次提取特征的作用,它的每个神经元对局部接受域进行池化操作。池化操作的计算如以下公式所示:

$$[0058] \quad T_{out}^l = \text{down}\left(\frac{1}{k} \sum_{i \in m} T_{input}^{l-1} + \text{Bia}^l\right);$$

[0059] 式中 l 表示第 l 层卷积层, k 表示卷积核, Bia 表示偏置矩阵, T_o^l 表示第 l 层的输出特征, T_i^{l-1} 表示第 l 层的输入特征, k 为池化核大小, $\text{down}(\cdot)$ 为最大池化方法,其表达式为:

$$[0060] \quad \text{down}(x) = \max(x);$$

[0061] 其中 \max 表示求最大值。

[0062] 本实施例步骤S02具体采用的基于小波核的极限学习机(wavelet extreme learning machine, WELM)方法对红外图像进行分类。极限学习机(extreme learning machine, ELM)是一种单隐含层前向神经网络,由输入层、隐含层和输出层三部分构成。ELM最大的特点是对输入层到隐含层的权值以及隐含层的偏置矩阵进行随机赋值,极大的简化了模型计算,因此在回归分析、图像分类领域得到广泛应用。

[0063] 给定 N 个不同样本的训练数据集 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$,其中 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \Lambda, x_{im}] \in \mathbb{R}^m$ 为输入向量, y_i 为相应的对应的类别标签。对于包含有 n_h 个隐含层,激活函数为 $g(x)$ 的极限学习机数学模型可以表示为:

$$[0064] \quad \sum_{i=1}^{n_h} \beta_i g(w_i \cdot x_j + b_i) = y_i, j = 1, 2, \Lambda, N;$$

[0065] 其中 $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \Lambda, w_{im}]^T$ 为连接第 i 个隐含层神经元和输入层的权值, $b_i = [b_{i1}, b_{i2}, \Lambda, b_{in_h}]^T$ 为第 i 个隐含节点的偏差。 $\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \Lambda, \beta_{im}]^T$ 为连接第 i 隐含层神经元和输出层的权值。

[0066] 激活函数为 $g(x)$ 的极限学习机数学模型可以用矩阵的形式,如以下公式所示:

$$[0067] \quad H\beta = Y;$$

$$[0068] \quad \text{式中, } H = \begin{bmatrix} g(w_1 \cdot x_1 + b_1) & \Lambda & g(w_{n_h} \cdot x_1 + b_{n_h}) \\ M & \Lambda & M \\ g(w_1 \cdot x_N + b_1) & \Lambda & g(w_{n_h} \cdot x_N + b_{n_h}) \end{bmatrix}_{N \times n_h} \quad \text{为隐含层输出矩阵,}$$

[0069] $\beta = [\beta_1, \beta_2, \Lambda, \beta_{n_h}]^T$ 为输出权值矩阵, $Y = [y_1, y_2, \Lambda, y_N]^T$ 为目标输出矩阵。

[0070] 输出权值的求解是保证损失函数取得最小值, 引入调节系数C来权衡训练误差和输出权值, 目标损失函数如下:

$$[0071] \quad \min_{\beta} \phi_{ELM} = \frac{1}{2} \|\beta\|^2 + \frac{C}{2} \|e\|^2;$$

$$[0072] \quad e = Y - H\beta;$$

[0073] 构造拉格朗日方程得到:

$$[0074] \quad L(\alpha, e, \beta) = \frac{C}{2} \|e\|^2 + \frac{1}{2} \|\beta\|^2 - \alpha(H\beta - Y - e);$$

[0075] 其中 α_i ($i=1, 2, \Lambda, N$) 表示拉格朗日算子。

[0076] 分别对拉格朗日方程中的各个变量求偏导并令偏导函数为零得到以下各式:

$$[0077] \quad \frac{\partial L}{\partial \beta} = 0 \rightarrow \beta^T = \alpha H;$$

$$[0078] \quad \frac{\partial L}{\partial e} = 0 \rightarrow C e^T + \alpha = 0;$$

$$[0079] \quad \frac{\partial L}{\partial \alpha} = 0 \rightarrow H\beta - Y - e = 0;$$

[0080] 由此可以得出输出权值矩阵的数学表达式如下:

$$[0081] \quad \hat{\beta} = \left(H^T H + \frac{I}{C} \right)^{-1} H^T Y;$$

[0082] 式中, I表示单位矩阵。

[0083] 本实施例中, 激活函数 $g(x)$ 采用离散小波函数, 其表达式如下所示:

$$[0084] \quad g(x) = [\phi(x, x_1) K \phi(x, x_N)] \left[\frac{1}{C} + H^T H \right]^{-1};$$

$$[0085] \quad \phi(x, y) = \cos[\eta(\|x - y\|/\mu)] e^{-(\|x - y\|^2/\theta)};$$

[0086] 其中 η, μ, θ 为小波核函数的参数, 正确选择三个参数的大小对于提高分类准确性具有重要的意义。

[0087] 由以上分析可以得到基于极限学习机的图像分类模型:

$$[0088] \quad \hat{y} = \sum_{i=1}^{n_h} \hat{\beta}_i g(w_i x_i + b_i);$$

[0089] 在步骤S02中, 当输入新的图像 x_i , 根据以上公式可以预测图像所属的类别。

[0090] 具体的, 在步骤S04中, 获取所述待检测变电设备红外图像中设备的负荷电流值仍是采用基于小波核函数的极限学习机(WELM)方法予以实现。模型的输入为红外图像Ima、设备的最高温度 T_{\max} 和最低温度 T_{\min} 、平均温度 T_{mean} 、环境的温度 T_{env} 和湿度 H_{env} , 用矩阵的形式表示模型输入 $[Ima, T_{\max}, T_{\min}, T_{\text{mean}}, T_{\text{env}}, H_{\text{env}}]$, 模型的输出为设备的负荷电流值I。步骤S04中WELM模型的实现与步骤S02中图像分类相似, 此处不再赘述。

[0091] 具体的,在步骤S05中,生成所述设备红外检测报告时按预设的模板将所述最高温度值、最低温度值、负荷电流值以及待检测变电设备红外图像自动填入模板中的相应位置。

[0092] 作为一种优选实施例,请参阅图2,还包括以下步骤:

[0093] S031,若待检测变电设备红外图像的检验结果为正常,将所述待检测变电设备红外图像作为所述设备类别下的正常案例添加到所述专家库。

[0094] 作为一种优选实施例,还包括以下步骤:

[0095] S032,若待检测变电设备红外图像的检验结果为异常,根据对所述待检测变电设备红外图像进行匹配的匹配结果获取故障原因;

[0096] S033,将所述待检测变电设备红外图像作为所述设备类别下的故障案例添加到所述专家库。

[0097] 具体的在步骤S03中,电力设备红外诊断以《带电设备红外诊断规范》(DL/T664—2016)为判定规则进行,根据以往红外测温发现的设备异常现象建立正常案例以及故障案例的档案,结合试验人员日常经验客观分析红外测温异常数据,准确评价设备健康状况的方法来实现。另外,利用以往设备红外测温图像,形成包含正常案例以及故障案例的所述专家库,并且通过步骤S031以及S033自适应更新专家库,保证专家库的完整性。

[0098] 作为一种优选实施例,所述步骤S01中的卷积神经网络采用超分辨率测试序列网络。

[0099] 所述超分辨率测试序列(Visual Geometry Group,VGG)网络如图3所示,总共有19层,其中包括输入层、池化层、卷积层、输出层。

[0100] 作为一种优选实施例,所述图像特征提取模型由卷积神经网络经过预设的样本数据集进行图像特征提取训练后获得;所述样本数据集包括变压器正面、背面、左侧、右侧、变高套管、变低套管的样本红外图像、所述样本红外图像拍摄时的环境温度数据、环境湿度数据以及变电设备的负荷电流;所述样本红外图像标识有所述样本红外图像中设备的最高温度值以及最低温度值;

[0101] 所述卷积神经网络经过所述样本红外图像训练后输出所述以及所述样本红外图像中设备的最高温度值以及最低温度值。

[0102] 具体的,所述样本红外图像的尺寸为 640×480 。

[0103] 进一步的,所述图像分类模型由极限学习机经过所述样本红外图像的图像特征以及所述专家库进行图像分类训练后获得。

[0104] 进一步的,所述设备负荷电流预测模型由极限学习机经过所述样本红外图像中设备的最高温度值、最低温度值、所述样本红外图像拍摄时的环境温度数据、环境湿度数据以及变电设备的负荷电流进行设备负荷电流预测训练后获得。

[0105] 本实施例还包括以下内容:

[0106] 一种变电设备红外检测系统,请参阅图4,包括数据获取处理模块1、图像分类模块2、图像检测模块3、设备负荷电流值预测模块4以及设备红外检测报告生成模块5;所述图像分类模块2连接所述数据获取处理模块1;所述图像检测模块3连接所述数据获取处理模块1以及图像分类模块2;所述设备负荷电流值预测模块4连接所述数据获取处理模块1;所述设备红外检测报告生成模块5连接所述数据获取处理模块1、图像检测模块3以及设备负荷电流值预测模块4;其中:

[0107] 所述数据获取处理模块1用于获取待检测变电设备红外图像以及所述待检测变电设备红外图像拍摄时的环境温度数据以及环境湿度数据,运用基于卷积神经网络的图像特征提取模型提取所述待检测变电设备红外图像的图像特征、最高温度值以及最低温度值;

[0108] 所述图像分类模块2用于根据所述待检测变电设备红外图像的图像特征,运用基于极限学习机的图像分类模型对所述待检测变电设备红外图像进行分类,得到所述待检测变电设备红外图像对应的设备类别;

[0109] 所述图像检测模块3用于通过运用预设的专家库中在所述设备类别下的正常案例以及故障案例对所述待检测变电设备红外图像进行匹配,检验所述待检测变电设备红外图像是否正常;

[0110] 所述设备负荷电流值预测模块4用于根据所述最高温度值、最低温度值、环境温度数据以及环境湿度数据,运用基于极限学习机的设备负荷电流预测模型获取所述待检测变电设备红外图像中设备的负荷电流值;

[0111] 设备红外检测报告生成模块5用于根据所述最高温度值、最低温度值、环境温度数据、环境湿度数据、负荷电流值以及待检测变电设备红外图像的检验结果生成对应的设备红外检测报告。

[0112] 一种储存介质,其上储存有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现实施例1中的变电设备红外检测方法的步骤。

[0113] 一种计算机设备,包括储存介质、处理器以及储存在所述储存介质中并可被所述处理器执行的计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现实施例1中的变电设备红外检测方法的步骤。

[0114] 显然,本发明的上述实施例仅仅是为清楚地说明本发明所作的举例,而并非是对本发明的实施方式的限定。对于所属领域的普通技术人员来说,在上述说明的基础上还可以做出其它不同形式的变化或变动。这里无需也无法对所有的实施方式予以穷举。凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明权利要求的保护范围之内。

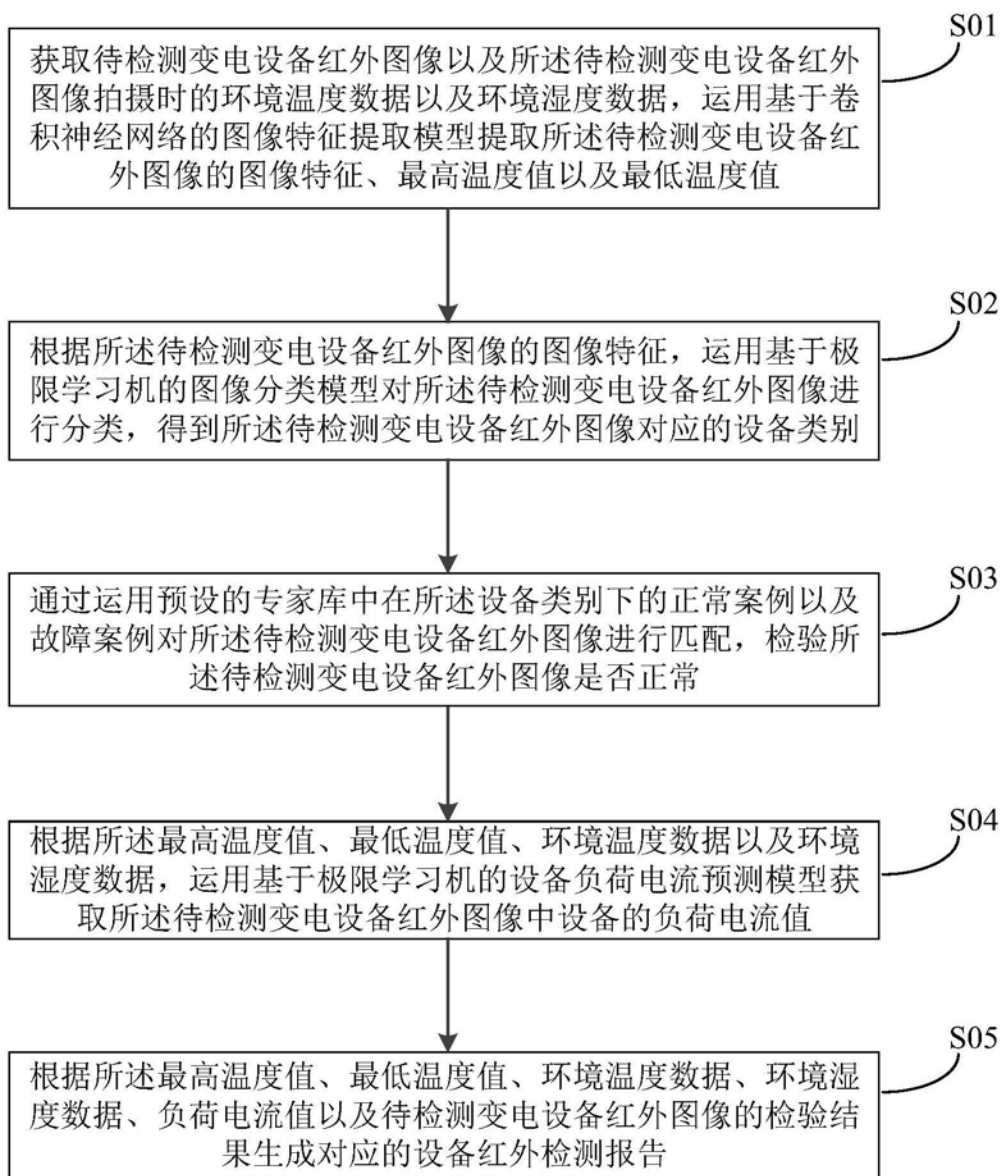


图1

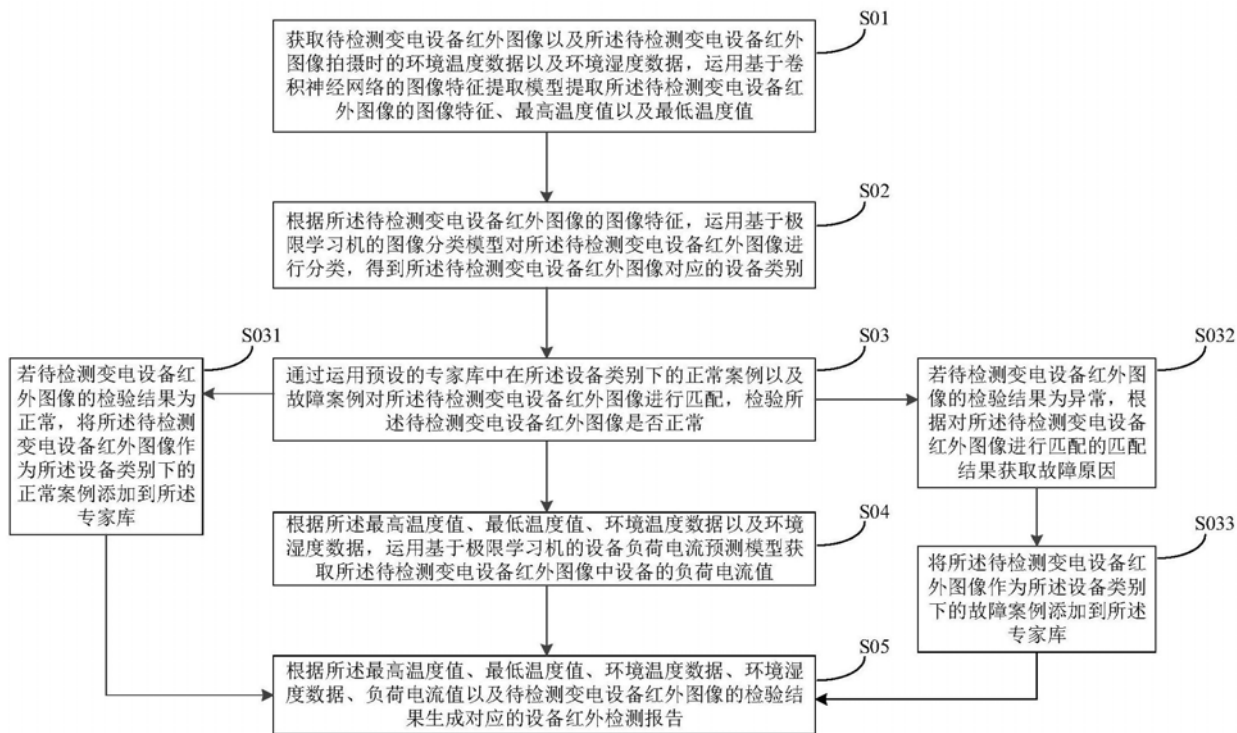


图2

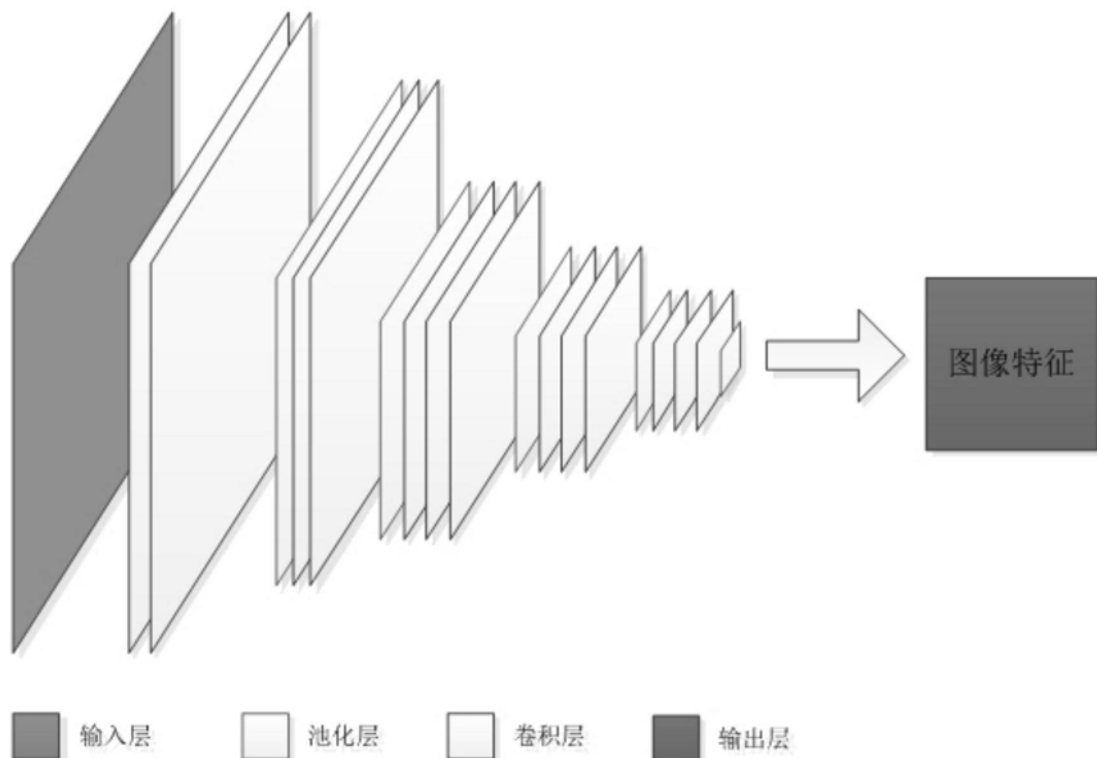


图3

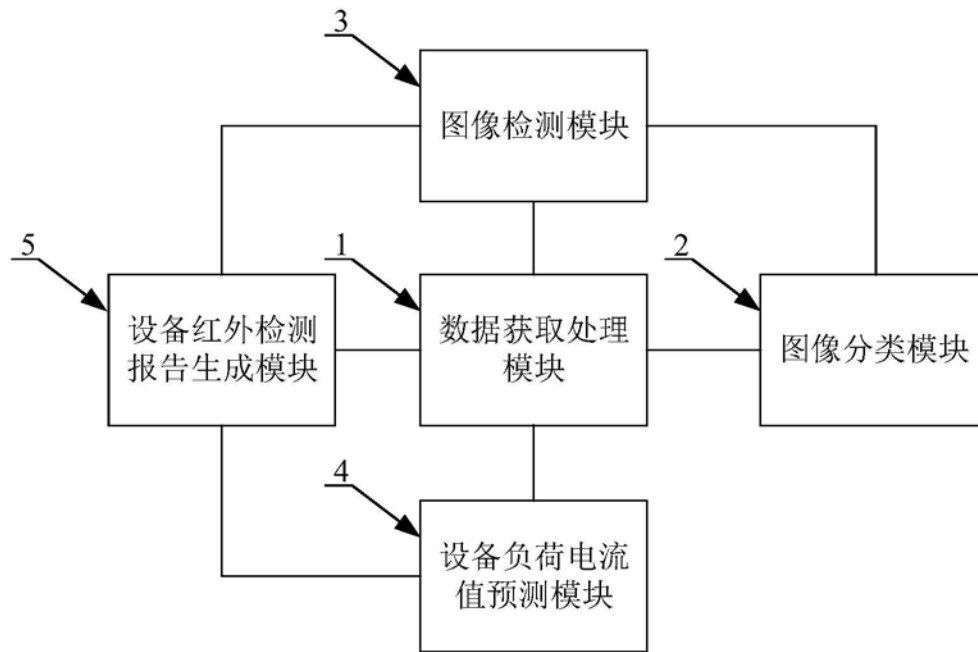


图4