



# (12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116563243 A

(43) 申请公布日 2023. 08. 08

(21) 申请号 202310523683.8

G06V 10/40 (2022.01)

(22) 申请日 2023.05.10

G06N 3/08 (2023.01)

(71) 申请人 深圳供电局有限公司

G06V 10/22 (2022.01)

地址 518001 广东省深圳市罗湖区深南东路4020号电力调度通信大楼

G06V 10/764 (2022.01)

(72) 发明人 饶竹一 李英

(74) 专利代理机构 华进联合专利商标代理有限公司 44224

专利代理师 李志健

(51) Int. Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

G06T 5/00 (2006.01)

G06V 10/774 (2022.01)

G06V 10/82 (2022.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

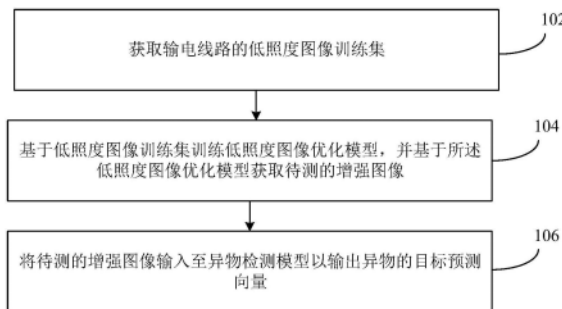
权利要求书2页 说明书9页 附图4页

(54) 发明名称

输电线路的异物检测方法、装置、计算机设备和存储介质

(57) 摘要

本申请涉及一种输电线路的异物检测方法、装置、计算机设备和存储介质,通过获取输电线路的低照度图像训练集训练低照度图像优化模型,所述低照度图像优化模型能够提高低照度图像训练集中的各图像进行优化处理,使得获取的待测的增强图像更加清晰,基于低照度图像优化模型获取待测的增强图像,将待测的增强图像输入至异物检测模型,从而获取异物的目标预测向量。能够实时对输电线路进行监测,当有异物入侵时,能够准确地获取异物的目标预测向量。



1. 一种输电线路的异物检测方法,其特征在于,所述方法包括:  
获取输电线路的低照度图像训练集;  
基于所述低照度图像训练集训练低照度图像优化模型,并基于所述低照度图像优化模型获取待测的增强图像;  
将所述待测的增强图像输入至异物检测模型以输出异物的目标预测向量。
2. 根据权利要求1所述的输电线路的异物检测方法,其特征在于,所述获取输电线路的低照度图像训练集包括:  
获取多个待检测的输电线路对应的待测原始图像;  
去除各所述待测原始图像中的与图像内容不相关的噪声和背景以获取初始图像集;  
对所述初始图像集进行数据增强及对比度增强处理,以获取低照度图像数据集,并在所述低照度图像数据集中提取所述低照度图像训练集。
3. 根据权利要求1所述的输电线路的异物检测方法,其特征在于,基于所述低照度图像数据集训练低照度图像优化模型包括:  
通过卷积神经网络提取低照度图像训练集中各图像的图像特征;  
将所述低照度图像训练集和所述图像特征输入至Transformer模型进行训练,以构建所述低照度图像优化模型。
4. 根据权利要求3所述的输电线路的异物检测方法,其特征在于,通过卷积神经网络提取低照度图像训练集中各图像的图像特征包括:  
对低照度图像训练集中的各图像进行卷积和池化以获取各图像的所述图像特征;所述图像特征为高层抽象特征。
5. 根据权利要求3所述的输电线路的异物检测方法,其特征在于,所述将所述低照度图像训练集和各待测原始图像的所述图像特征输入至Transformer模型,以构建所述低照度图像优化模型包括:  
对所述图像特征进行特征重构以获取特征向量序列;  
将所述特征向量序列输入至所述Transformer模型的多头自注意力机制层和前馈神经网络层以使各所述图像特征与所在的特征向量序列中的其他图像特征进行交互,以获取结果特征向量序列;  
所述Transformer模型的解码器对所述结果特征向量序列进行解码以获取所述低照度图像训练集中各图像对应的高质量图像。
6. 根据权利要求5所述的输电线路的异物检测方法,其特征在于,基于所述低照度图像优化模型获取待测的增强图像包括:  
通过残差连接将所述低照度图像训练集中各图像和各图像对应的所述高质量图像进行相加以获取各待测原始图像对应的待测的增强图像。
7. 根据权利要求5所述的输电线路的异物检测方法,其特征在于,所述待测原始图像包括同一待检测的输电线路中不同曝光时间的两张图像;所述基于所述低照度图像数据集训练低照度图像优化模型还包括:  
通过均方误差法对所述待测的增强图像和同一待测的输电线路中的不同曝光时间的两张图像中曝光时间长的所述待测原始图像进行损失函数计算,以根据所述损失函数最小化所述待测的增强图像和所述待测的增强图像对应的所述高质量图像之间的差异。

8. 根据权利要求1所述的输电线路的异物检测方法,其特征在于,所述将所述待测的增强图像输入至异物检测模型中,以输出异物的目标预测向量,包括:

对所述待测的增强图像进行多尺度特征金字塔提取以获取目标特征;

将所述目标特征输入至RetinaNet头网络以获取异物的目标预测向量。

9. 一种输电线路的异物检测装置,其特征在于,所述装置包括:

数据获取模块,用于获取输电线路的低照度图像训练集;

模型训练模块,用于基于所述低照度图像训练集训练低照度图像优化模型,并基于所述低照度图像优化模型获取待测的增强图像;

异物检测模块,用于将所述待测的增强图像输入至异物检测模型以输出异物的目标预测向量。

10. 一种计算机设备,包括存储器和处理器,所述存储器存储有计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述计算机程序时实现权利要求1至8中任一项所述的方法的步骤。

11. 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求1至8中任一项所述的方法的步骤。

12. 一种计算机程序产品,包括计算机程序,其特征在于,该计算机程序被处理器执行时实现权利要求1至8中任一项所述的方法的步骤。

## 输电线路的异物检测方法、装置、计算机设备和存储介质

### 技术领域

[0001] 本申请涉及输电线路的异物检测技术领域,特别是涉及一种输电线路的异物检测方法、装置、计算机设备、存储介质和计算机程序产品。

### 背景技术

[0002] 输电线路的异物入侵是指一些外部物体(例如树枝、鸟类、飞行器等)误入输电线路,可能引发线路短路、跳闸、设备损坏等事故。这些事故除了会给供电企业带来经济损失外,还会对人民的生命财产安全造成威胁。因此,研究输电线路异物入侵检测技术对于提高输电线路的安全性、可靠性和稳定性具有重要的现实意义和应用价值。

[0003] 现有的输电线路异物入侵检测是通过在输电线路周围设置传感器或摄像头,通过人工或者自动化算法发现并定位任何异物,如树木、电缆、人员等进入线路禁区的情况,存在检测精度较低的问题。

### 发明内容

[0004] 基于此,有必要针对上述技术问题,提供一种能够提高检测精度的输电线路的异物检测方法、装置、计算机设备、计算机可读存储介质和计算机程序产品。

[0005] 第一方面,本申请提供了输电线路的异物检测方法。所述方法包括:

[0006] 获取输电线路的低照度图像训练集;

[0007] 基于所述低照度图像训练集训练低照度图像优化模型,并基于所述低照度图像优化模型获取待测的增强图像;

[0008] 将所述待测的增强图像输入至异物检测模型以输出异物的目标预测向量。

[0009] 在其中一个实施例中,所述获取输电线路的低照度图像训练集包括:

[0010] 获取多个待检测的输电线路对应的待测原始图像;

[0011] 去除各所述待测原始图像中的与图像内容不相关的噪声和背景以获取初始图像集;

[0012] 对所述初始图像集进行数据增强及对比度增强处理,以获取低照度图像数据集,并在所述低照度图像数据集中提取所述低照度图像训练集。

[0013] 在其中一个实施例中,基于所述低照度图像数据集训练低照度图像优化模型包括:

[0014] 通过卷积神经网络提取低照度图像训练集中各图像的图像特征;

[0015] 将所述低照度图像训练集和所述图像特征输入至Transformer模型进行训练,以构建所述低照度图像优化模型。

[0016] 在其中一个实施例中,通过卷积神经网络提取低照度图像训练集中各图像的图像特征包括:

[0017] 对低照度图像训练集中的各图像进行卷积和池化以获取各图像的所述图像特征;所述图像特征为高层抽象特征。

[0018] 在其中一个实施例中,所述将所述低照度图像训练集和各待测原始图像的所述图像特征输入至Transformer模型,以构建所述低照度图像优化模型包括:

[0019] 对所述图像特征进行特征重构以获取特征向量序列;

[0020] 将所述特征向量序列输入至所述Transformer模型的多头自注意力机制层和前馈神经网络层以使各所述图像特征与所在的特征向量序列中的其他图像特征进行交互,以获取结果特征向量序列;

[0021] 所述Transformer模型的解码器对所述结果特征向量序列进行解码以获取所述低照度图像训练集中各图像对应的高质量图像。

[0022] 在其中一个实施例中,基于所述低照度图像优化模型获取待测的增强图像包括:

[0023] 通过残差连接将所述低照度图像训练集中各图像和各图像对应的所述高质量图像进行相加以获取各待测原始图像对应的待测的增强图像。

[0024] 在其中一个实施例中,所述待测原始图像包括同一待检测的输电线路中不同曝光时间的两张图像;所述基于所述低照度图像数据集训练低照度图像优化模型还包括:

[0025] 通过均方误差法对所述待测的增强图像和同一待测的输电线路中的不同曝光时间的两张图像中曝光时间长的所述待测原始图像进行损失函数计算,以根据所述损失函数最小化所述待测的增强图像和所述待测的增强图像对应的所述高质量图像之间的差异。

[0026] 在其中一个实施例中,所述将所述待测的增强图像输入至异物检测模型中,以输出异物的目标预测向量,包括:

[0027] 对所述待测的增强图像进行多尺度特征金字塔提取以获取目标特征;

[0028] 将所述目标特征输入至RetinaNet头网络以获取异物的目标预测向量。

[0029] 第二方面,本申请还提供了一种输电线路的异物检测装置。所述装置包括:

[0030] 数据获取模块,用于获取输电线路的低照度图像训练集;

[0031] 模型训练模块,用于基于所述低照度图像训练集训练低照度图像优化模型,并基于所述低照度图像优化模型获取待测的增强图像;

[0032] 异物检测模块,用于将所述待测的增强图像输入至异物检测模型以输出异物的目标预测向量。

[0033] 第三方面,本申请还提供了一种计算机设备。所述计算机设备包括存储器和处理器,所述存储器存储有计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现上述任一实施例所述的方法步骤。

[0034] 第四方面,本申请还提供了一种计算机可读存储介质。所述计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述任一实施例所述的方法步骤。

[0035] 第五方面,本申请还提供了一种计算机程序产品。所述计算机程序产品,包括计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现上述任一实施例所述的方法步骤。

[0036] 上述输电线路的异物检测方法、装置、计算机设备、存储介质和计算机程序产品,通过获取输电线路的低照度图像训练集训练低照度图像优化模型,所述低照度图像优化模型能够提高低照度图像训练集中的各图像进行优化处理,使得获取的待测的增强图像更加清晰,基于低照度图像优化模型和输电线路的待测原始图像获取待测的增强图像,将待测的增强图像输入至异物检测模型,从而获取异物的目标预测向量。能够实时对输电线路进

行监测,当有异物入侵时,能够准确地获取异物的目标预测向量。

### 附图说明

- [0037] 图1为一个实施例中输电线路的异物检测方法的流程示意图;
- [0038] 图2为一个实施例中获取输电线路的低照度图像训练集的流程示意图;
- [0039] 图3为一个实施例中基于低照度图像数据集训练低照度图像优化模型的流程示意图;
- [0040] 图4为一个实施例中构建低照度图像训练优化模型的流程示意图;
- [0041] 图5为一个实施例中输出异物的目标预测向量的流程示意图;
- [0042] 图6为另一个实施例中输电线路的异物检测方法的流程示意图;
- [0043] 图7为一个实施例中输电线路的异物检测装置的结构框图;
- [0044] 图8为一个实施例中计算机设备的内部结构图。

### 具体实施方式

[0045] 为了使本申请的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本申请进行进一步详细说明。应当理解,此处描述的具体实施例仅仅用以解释本申请,并不用于限定本申请。

[0046] 在一个实施例中,如图1所示的输电线路的异物检测方法的流程示意图,本申请提供了一种输电线路的异物检测方法,包括以下步骤:

[0047] 步骤102,获取输电线路的低照度图像训练集。

[0048] 其中,低照度图像训练集是待测原始图像进行预处理之后的图像。

[0049] 步骤104,基于低照度图像训练集训练低照度图像优化模型,并基于低照度图像优化模型获取待测的增强图像。

[0050] 其中,基于低照度图像训练集训练低照度图像优化模型可以理解为是对低照度图像训练集中的图像进行优化训练的过程,整个优化训练的过程构成低照度图像优化模型。所述待测的增强图像指的是对低照度图像训练集中的各图像进行优化处理后的图像。

[0051] 步骤106,将待测的增强图像输入至异物检测模型以输出异物的目标预测向量。

[0052] 其中,所述目标预测向量包括异物的目标定位和异物的类别。具体地,可以将目标预测向量的大小表示异物的目标定位,以目标预测向量的方向表示异物的类别。

[0053] 上述输电线路的异物检测方法,通过获取输电线路的低照度图像训练集训练低照度图像优化模型,低照度图像优化模型能够提高低照度图像训练集中的各图像进行优化处理,使得获取的待测的增强图像更加清晰,基于低照度图像优化模型和输电线路的待测原始图像获取待测的增强图像,将待测的增强图像输入至异物检测模型,从而获取异物的目标预测向量。能够实时对输电线路进行监测,当有异物入侵时,能够准确地获取异物的目标预测向量。

[0054] 在一个实施例中,如图2所示的获取输电线路的低照度图像训练集的流程示意图,获取输电线路的低照度图像训练集包括:

[0055] 步骤202,获取多个待检测的输电线路对应的待测原始图像。

[0056] 其中,待测原始图像包括低照度条件下,由多种不同的拍摄设备拍摄的各种待检

测的输电线路的场景图片。各待检测的输电线路至少拍摄两张不同曝光时间的待测原始图像,同时,还需对曝光时间长的待测原始图像进行预处理以减少噪声和增加对比度,预处理手段包括直方图均衡化、高斯模糊、中值滤波、亮度增强等。

[0057] 步骤204,去除各待测原始图像中的与图像内容不相关的噪声和背景以获取初始图像集。

[0058] 具体地,在获取待测原始图像之后,对待测原始图像数据进行清洗,以确保各待测原始图像是有效的且没有任何噪声或损坏的。在该过程中,可以通过各种图像编辑工具进行处理和修复,以去除与图像内容不相关的背景和噪声。

[0059] 步骤206,对初始图像集进行数据增强及对比度增强处理,以获取低照度图像数据集,并在低照度图像数据集中提取低照度图像训练集。

[0060] 其中,数据增强技术包括裁剪、旋转、缩放、平移、添加噪声等。

[0061] 本实施例中,对获取多个待检测的输电线路对应的待测原始图像,除去待测原始图像数据中的与图像内容不相关的噪声和背景以获取初始图像集,进一步地,对初始图像集进行数据增强及对比度增强处理,从而达到增加图像数据量和增强后续基于低照度图像训练集训练出来的低照度图像优化模型的泛化能力。因此,经过上述处理后的图像(即低照度图像数据集)能够更加得到清晰度更高的图像,通过从低照度图像数据集中提取的低照度图像训练集训练出的低照度图像优化模型能够获取更加高质量图像。

[0062] 在一个实施例中,如图3所示的基于低照度图像数据集训练低照度图像优化模型的流程示意图,基于低照度图像数据集训练低照度图像优化模型包括:

[0063] 步骤302,通过卷积神经网络提取低照度图像训练集中各图像的图像特征。

[0064] 其中,卷积神经网络(Convolutional Neural Networks,CNN)是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络(Feedforward Neural Networks),是深度学习(deep learning)的代表算法之一。卷积神经网络具有表征学习(representation learning)能力,能够按其阶层结构对输入信息进行平移不变分类(shift-invariant classification)。卷积神经网络包括输入层、池化层和输出层。其中,输出层使用逻辑函数或归一化指数函数(softmax function)输出分类标签。具体地,本实施例中可以采用Resnet50(Residual Network,残差网络)实现上述功能,通过Resnet50提取低照度图像训练集中各图像的图像特征。

[0065] 步骤304,将低照度图像训练集和图像特征输入至Transformer模型进行训练,以构建低照度图像优化模型。

[0066] 在本实施例中,采用卷积神经网络提取低照度图像训练集中各图像的图像特征基于各图像的图像特征和低照度图像训练集,通过Transformer模型可以训练能够增强图像清晰度的低照度图像优化模型。

[0067] 在一个实施例中,通过卷积神经网络提取低照度图像训练集中各图像的图像特征包括:对低照度图像训练集中的各图像进行卷积和池化以获取各图像的图像特征;图像特征为高层抽象特征。

[0068] 在本实施例中,具体地,所述卷积神经网络可以是ResNet50,通过ResNet50实现对低照度图像训练集中各图像进行卷积和池化处理以获取各个图像的高层抽象特征,得到固定大小的特征图(即图像特征),其中固定大小指的是基于低照度图像训练集中各图像的尺

寸在固定倍率下采样后的尺寸。获取的图像特征有助于后续对图像进行进一步的特征重构以获取清晰度更高的图像。

[0069] 在一个实施例中,如图4所示的构建低照度图像训练优化模型的流程示意图;将低照度图像训练集和各待测原始图像的图像特征输入至Transformer模型,以构建低照度图像优化模型包括:

[0070] 步骤402,对图像特征进行特征重构以获取特征向量序列。

[0071] 具体地,将图像特征按行或按列展开成一个特征向量序列,各向量代表着特征图中的一行或一列,具有空间序列关系。

[0072] 步骤404,将特征向量序列输入至Transformer模型的多头自注意力机制层和前馈神经网络层以使各图像特征与所在的特征向量序列中的其他图像特征进行交互,以获取结果特征向量序列。

[0073] 具体地,使用Transformer模型的编码器对特征向量序列进行编码。在Transformer模型的编码器中,每个特征向量都被送入一个多头自注意力机制层和一个前馈神经网络层进行处理,每个向量都会与序列中的其他向量进行交互。

[0074] 步骤406,Transformer模型的解码器对结果特征向量序列进行解码以获取低照度图像训练集中各图像对应的高质量图像。

[0075] 在本实施例中,对图像特征进行特征重构以获取特征向量序列,将特征向量序列输入至Transformer模型的多头自注意力机制层和前馈神经网络层以使各图像特征与所在的特征向量序列中的其他图像特征进行交互,从而获取结果特征向量序列,由于每个向量都会与序列中的其他向量进行交互,因此能够获得更加丰富的上下文信息,进而通过Transformer模型的解码器对结果特征向量序列进行解码,获取的低照度图像训练集中各图像对应的高质量图像清晰度更高。

[0076] 在一个实施例中,基于低照度图像优化模型获取待测的增强图像包括:通过残差连接将低照度图像训练集中各图像和各图像对应的高质量图像进行相加以获取各待测原始图像对应的待测的增强图像。

[0077] 在本实施例中,通过残差连接将低照度图像训练集中各图像和各图像对应的高质量图像进行相加,因此获取的各待测原始图像对应的待测的增强图像相较于高质量图像与最初获取的待测原始图像相似度更高,且更加清晰。

[0078] 在一个实施例中,待测原始图像包括同一待检测的输电线路中不同曝光时间的两张图像;基于低照度图像数据集训练低照度图像优化模型还包括:通过均方误差法对待测的增强图像和同一待测的输电线路中的不同曝光时间的两张图像中曝光时间长的待测原始图像进行损失函数计算,以根据损失函数最小化待测的增强图像和待测的增强图像对应的高质量图像之间的差异。

[0079] 其中,均方误差(mean-square error,MSE)是反映估计量与被估计量之间差异程度的一种度量。

[0080] 在本实施例中,通过均方误差法对待测的增强图像和同一待测的输电线路中的不同曝光时间的两张图像中曝光时间长的待测原始图像进行损失函数计算,能够基于获取的损失函数对低照度图像优化模型进行优化,从而减小待测的增强图像和待测的增强图像对应的高质量图像之间的差异,使最终获取的待测的增强图像更加接近对应的高质量图像,

即更加接近待测原始图像,为后续基于待测的增强图像对输电线路的异物检测提供更加准确的检测场景。

[0081] 在一个实施例中,还可以基于低照度图像数据集提取低照度图像验证集合低照度图像测试集;低照度图像验证集用于调整低照度图像优化模型的超参数,低照度图像测试集用于评估低照度图像优化模型的性能。

[0082] 在本实施例中,通过低照度图像验证集和低照度图像测试集可以获取优化效果更高的低照度图像优化模型。

[0083] 在一个实施例中,如图5所示的输出异物的目标预测向量的流程示意图;将待测的增强图像输入至异物检测模型中,以输出异物的目标预测向量,包括:

[0084] 步骤502,对待测的增强图像进行多尺度特征金字塔提取以获取目标特征。

[0085] 其中,多尺度特征金字塔可以分为高斯金字塔(Gaussian pyramid)和拉普拉斯金字塔(Laplacian pyramid)。其中,高斯金字塔是由底部的最大分辨率图像逐次向下采样得到的一系列图像,最下面的图像分辨率最高,越往上图像分辨率越低;拉普拉斯金字塔可以认为是残差金字塔,用来存储下采样后图片与原始图片的差异。

[0086] 异物检测模型的主干网络与低照度图像优化模型的结构相同,但具体参数不同。

[0087] 步骤504,将目标特征输入至RetinaNet头网络以获取异物的目标预测向量。

[0088] 在本实施例中,异物检测模型对待测的增强图像进行多尺度特征金字塔提取,并将提取的目标特征输入至RetinaNet头网络,从而输出检测到的异物的目标预测向量,具体地,所述异物的目标预测向量的大小代表着异物所处的目标定位(坐标),异物的目标预测向量的方向代表着异物的类别。因此,基于上述方法,能够对待测的输电线进行准确的异物检测,并输出异物的目标定位和类别。

[0089] 在一个实施例中,在训练异物检测模型的过程中,还可以通过损失函数(focal loss)和分段函数(smooth-l1 loss)衡量目标预测向量和真值向量之间的差距,并与图像增强的损失函数一起作为总损失进行模型优化。其中,真值向量指的是低照度图像数据集中目标检测位置的信息,在训练异物检测模型时,该目标检测位置的信息会以人工标签的形式存在。同时,使用反向传播算法对异物检测模型的参数进行优化,以最小化损失函数的值。为了避免过拟合,一般还需要采用一些正则化技术,例如随机失活(dropout)或L2正则化。从而使得异物检测模型能够更加准确地对输电线路上的异物进行检测。

[0090] 在一个实施例中,如图6所示的又一输电线路的异物检测方法的流程示意图;输电线路的异物检测方法包括:

[0091] 步骤602,获取多个待检测的输电线路对应的待测原始图像。

[0092] 步骤604,去除各待测原始图像中的与图像内容不相关的噪声和背景以获取初始图像集。

[0093] 步骤606,对初始图像集进行数据增强及对比度增强处理,以获取低照度图像数据集,并在低照度图像数据集中提取低照度图像训练集。

[0094] 步骤608,对低照度图像训练集中的各图像进行卷积和池化以获取各图像的图像特征;图像特征为高层抽象特征。

[0095] 步骤610,对图像特征进行特征重构以获取特征向量序列。

[0096] 步骤612,将特征向量序列输入至Transformer模型的多头自注意力机制层和前馈

神经网络层以使各图像特征与所在的特征向量序列中的其他图像特征进行交互,以获取结果特征向量序列。

[0097] 步骤614,Transformer模型的解码器对结果特征向量序列进行解码以获取低照度图像训练集中各图像对应的高质量图像。

[0098] 步骤616,通过残差连接将低照度图像训练集中各图像和各图像对应的高质量图像进行相加以获取各待测原始图像对应的待测的增强图像。

[0099] 步骤618,对待测的增强图像进行多尺度特征金字塔提取以获取目标特征。

[0100] 步骤620,将目标特征输入至RetinaNet头网络以获取异物的目标预测向量。

[0101] 在本实施例中,获取多个待检测的输电线路对应的待测原始图像,对待测原始图像进行初步处理:去除各待测原始图像中的与图像内容不相关的噪声和背景以获取初始图像集;对初始图像集进行数据增强及对比度增强处理,以获取低照度图像数据集,并在低照度图像数据集中提取低照度图像训练集。因此,通过上述处理可以提高待测原始图像的清晰度和亮度,使得监控摄像头所拍摄的画面更加明亮、清晰,从而减少漏检的情况,提高检测效率。进一步地,通过对低照度图像训练集中的各图像进行卷积和池化以获取各图像的图像特征,对图像特征进行特征重构以获取特征向量序列,将特征向量序列输入至Transformer模型的多头自注意力机制层和前馈神经网络层以使各图像特征与所在的特征向量序列中的其他图像特征进行交互,以获取结果特征向量序列,Transformer模型的解码器对结果特征向量序列进行解码以获取低照度图像训练集中各图像对应的高质量图像,通过残差连接将低照度图像训练集中各图像和各图像对应的高质量图像进行相加以获取各待测原始图像对应的待测的增强图像,通过上述方法可以提高低照度图像训练集中的各图像的对比度和细节,使得后续基于待测的增强图像进行多尺度特征金字塔提取的获取目标特征和基于目标特征获取的异物的目标预测向量更加准确,从而减少异物检测误判的情况,提高检测准确性。

[0102] 应该理解的是,虽然如上的各实施例所涉及的流程图中的各个步骤按照箭头的指示依次显示,但是这些步骤并不是必然按照箭头指示的顺序依次执行。除非本文中有明确的说明,这些步骤的执行并没有严格的顺序限制,这些步骤可以以其它的顺序执行。而且,如上的各实施例所涉及的流程图中的至少一部分步骤可以包括多个步骤或者多个阶段,这些步骤或者阶段并不必然是在同一时刻执行完成,而是可以在不同的时刻执行,这些步骤或者阶段的执行顺序也不必然是依次进行,而是可以与其它步骤或者其它步骤中的步骤或者阶段的至少一部分轮流或者交替地执行。

[0103] 基于同样的发明构思,本申请实施例还提供了一种用于实现上述所涉及的输电线路的异物检测方法的输电线路的异物检测装置。该装置所提供的解决问题的实现方案与上述方法中所记载的实现方案相似,故下面所提供的的一个或多个输电线路的异物检测装置实施例中的具体限定可以参见上文中对于输电线路的异物检测方法的限定,在此不再赘述。

[0104] 在一个实施例中,如图7所示的输电线路的异物检测装置的结构框图,本申请提供的异物检测装置700包括:数据获取模块710、模型训练模块720和异物检测模块730,其中:

[0105] 数据获取模块710,用于获取输电线路的低照度图像训练集。

[0106] 模型训练模块720,用于基于低照度图像训练集训练低照度图像优化模型,并基于低照度图像优化模型获取待测的增强图像。

[0107] 异物检测模块730,用于将待测的增强图像输入至异物检测模型以输出异物的目标预测向量。

[0108] 在一个实施例中,数据获取模块还用于获取多个待检测的输电线路对应的待测原始图像;去除各待测原始图像中的与图像内容不相关的噪声和背景以获取初始图像集;对初始图像集进行数据增强及对对比度增强处理,以获取低照度图像数据集,并在低照度图像数据集中提取低照度图像训练集。

[0109] 在一个实施例中,模型训练模块还用于通过卷积神经网络提取低照度图像训练集中各图像的图像特征;将低照度图像训练集和图像特征输入至Transformer模型进行训练,以构建低照度图像优化模型。

[0110] 在一个实施例中,模型训练模块还用于对低照度图像训练集中的各图像进行卷积和池化以获取各图像的图像特征;图像特征为高层抽象特征。

[0111] 在一个实施例中,模型训练模块还用于对图像特征进行特征重构以获取特征向量序列;将特征向量序列输入至Transformer模型的多头自注意力机制层和前馈神经网络层以使各图像特征与所在的特征向量序列中的其他图像特征进行交互,以获取结果特征向量序列;Transformer模型的解码器对结果特征向量序列进行解码以获取低照度图像训练集中各图像对应的高质量图像。

[0112] 在一个实施例中,模型训练模块还用于通过残差连接将低照度图像训练集中各图像和各图像对应的高质量图像进行相加以获取各待测原始图像对应的待测的增强图像。

[0113] 在一个实施例中,待测原始图像包括同一待检测的输电线路中不同曝光时间的两张图像;模型训练模块还用于通过均方误差法对待测的增强图像和同一待测的输电线路中的不同曝光时间的两张图像中曝光时间长的待测原始图像进行损失函数计算,以根据损失函数最小化待测的增强图像和待测的增强图像对应的高质量图像之间的差异。

[0114] 在一个实施例中,异物检测模块用于对待测的增强图像进行多尺度特征金字塔提取以获取目标特征;将目标特征输入至RetinaNet头网络以获取异物的目标预测向量。

[0115] 上述输电线路的异物检测装置中的各个模块可全部或部分通过软件、硬件及其组合来实现。上述各模块可以硬件形式内嵌于或独立于计算机设备中的处理器中,也可以以软件形式存储于计算机设备中的存储器中,以便于处理器调用执行以上各个模块对应的操作。

[0116] 在一个实施例中,提供了一种计算机设备,该计算机设备可以是终端,其内部结构图可以如图8所示。该计算机设备包括通过系统总线连接的处理器、存储器、通信接口、显示屏和输入装置。其中,该计算机设备的处理器用于提供计算和控制能力。该计算机设备的存储器包括非易失性存储介质、内存储器。该非易失性存储介质存储有操作系统和计算机程序。该内存储器为非易失性存储介质中的操作系统和计算机程序的运行提供环境。该计算机设备的通信接口用于与外部的终端进行有线或无线方式的通信,无线方式可通过WIFI、移动蜂窝网络、NFC(近场通信)或其他技术实现。该计算机程序被处理器执行时以实现一种输电线路的异物检测方法。该计算机设备的显示屏可以是液晶显示屏或者电子墨水显示屏,该计算机设备的输入装置可以是显示屏上覆盖的触摸层,也可以是计算机设备外壳上设置的按键、轨迹球或触控板,还可以是外接的键盘、触控板或鼠标等。

[0117] 本领域技术人员可以理解,图8中示出的结构,仅仅是与本申请方案相关的部分结

构的框图,并不构成对本申请方案所应用于其上的计算机设备的限定,具体的计算机设备可以包括比图中所示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者具有不同的部件布置。

[0118] 在一个实施例中,还提供了一种计算机设备,包括存储器和处理器,存储器中存储有计算机程序,该处理器执行计算机程序时实现上述各方法实施例中的步骤。

[0119] 在一个实施例中,提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现上述各方法实施例中的步骤。

[0120] 在一个实施例中,提供了一种计算机程序产品,包括计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现上述各方法实施例中的步骤。

[0121] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程,是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一非易失性计算机可读存储介质中,该计算机程序在执行时,可包括如上述各方法的实施例的流程。其中,本申请所提供的各实施例中所使用的对存储器、数据库或其它介质的任何引用,均可包括非易失性和易失性存储器中的至少一种。非易失性存储器可包括只读存储器(Read-Only Memory,ROM)、磁带、软盘、闪存、光存储器、高密度嵌入式非易失性存储器、阻变存储器(ReRAM)、磁变存储器(Magnetoresistive Random Access Memory,MRAM)、铁电存储器(Ferroelectric Random Access Memory,FRAM)、相变存储器(Phase Change Memory,PCM)、石墨烯存储器等。易失性存储器可包括随机存取存储器(Random Access Memory,RAM)或外部高速缓冲存储器等。作为说明而非局限,RAM可以是多种形式,比如静态随机存取存储器(Static Random Access Memory,SRAM)或动态随机存取存储器(Dynamic Random Access Memory,DRAM)等。本申请所提供的各实施例中所涉及的数据库可包括关系型数据库和非关系型数据库中至少一种。非关系型数据库可包括基于区块链的分布式数据库等,不限于此。本申请所提供的各实施例中所涉及的处理器可为通用处理器、中央处理器、图形处理器、数字信号处理器、可编程逻辑器、基于量子计算的数据处理逻辑器等,不限于此。

[0122] 以上实施例的各技术特征可以进行任意的组合,为使描述简洁,未对上述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述,然而,只要这些技术特征的组合不存在矛盾,都应当认为是本说明书记载的范围。

[0123] 以上所述实施例仅表达了本申请的几种实施方式,其描述较为具体和详细,但并不能因此而理解为对本申请专利范围的限制。应当指出的是,对于本领域的普通技术人员来说,在不脱离本申请构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本申请的保护范围。因此,本申请的保护范围应以所附权利要求为准。

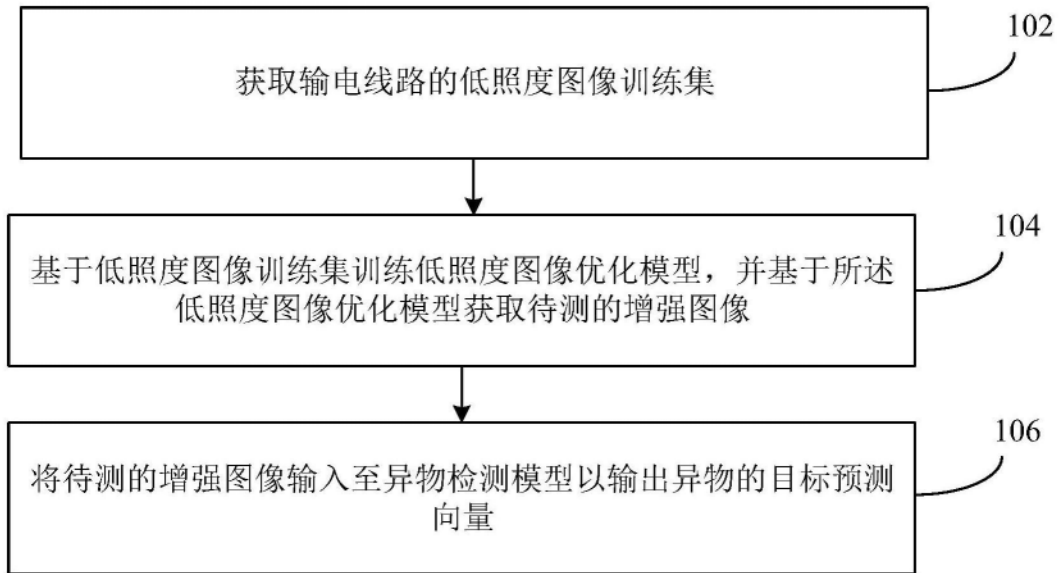


图1

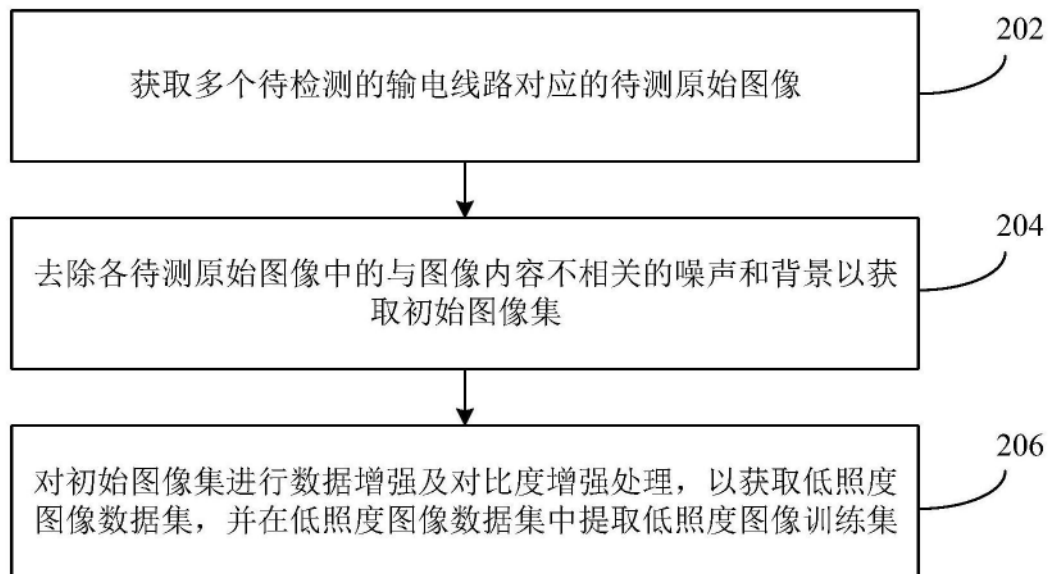


图2

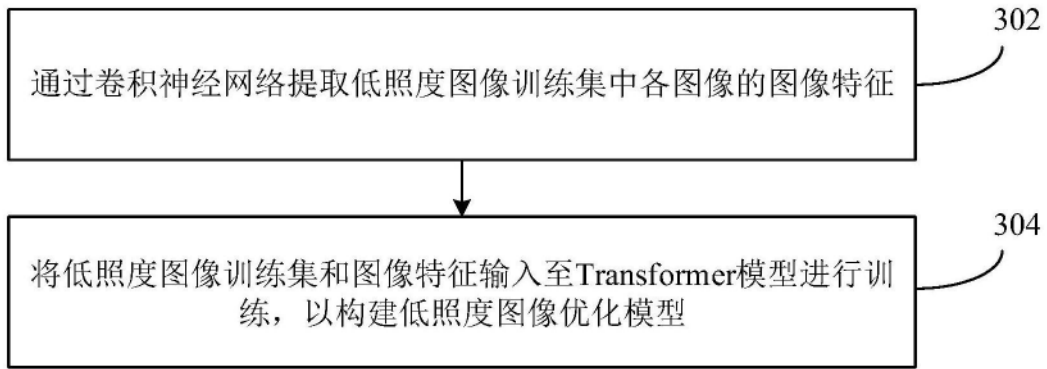


图3

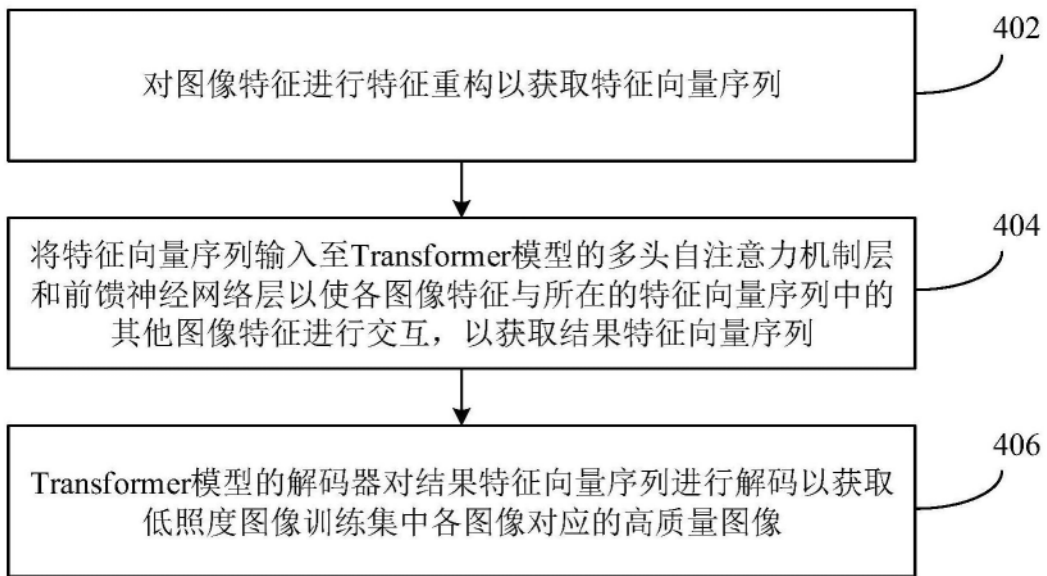


图4

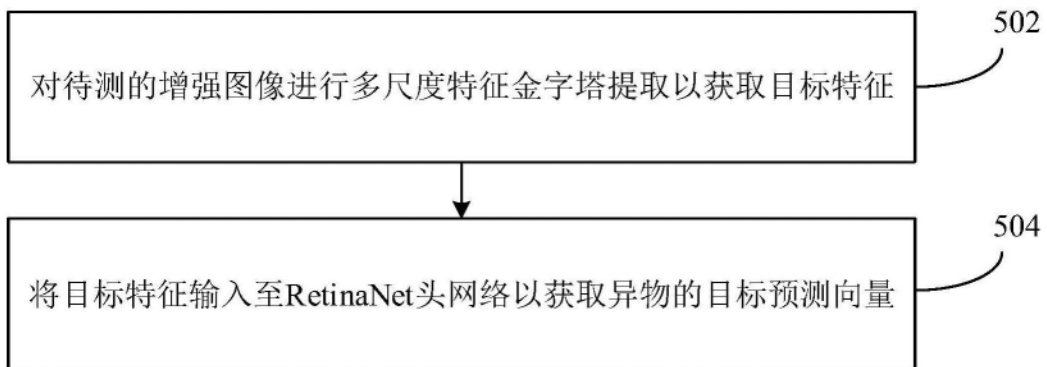


图5

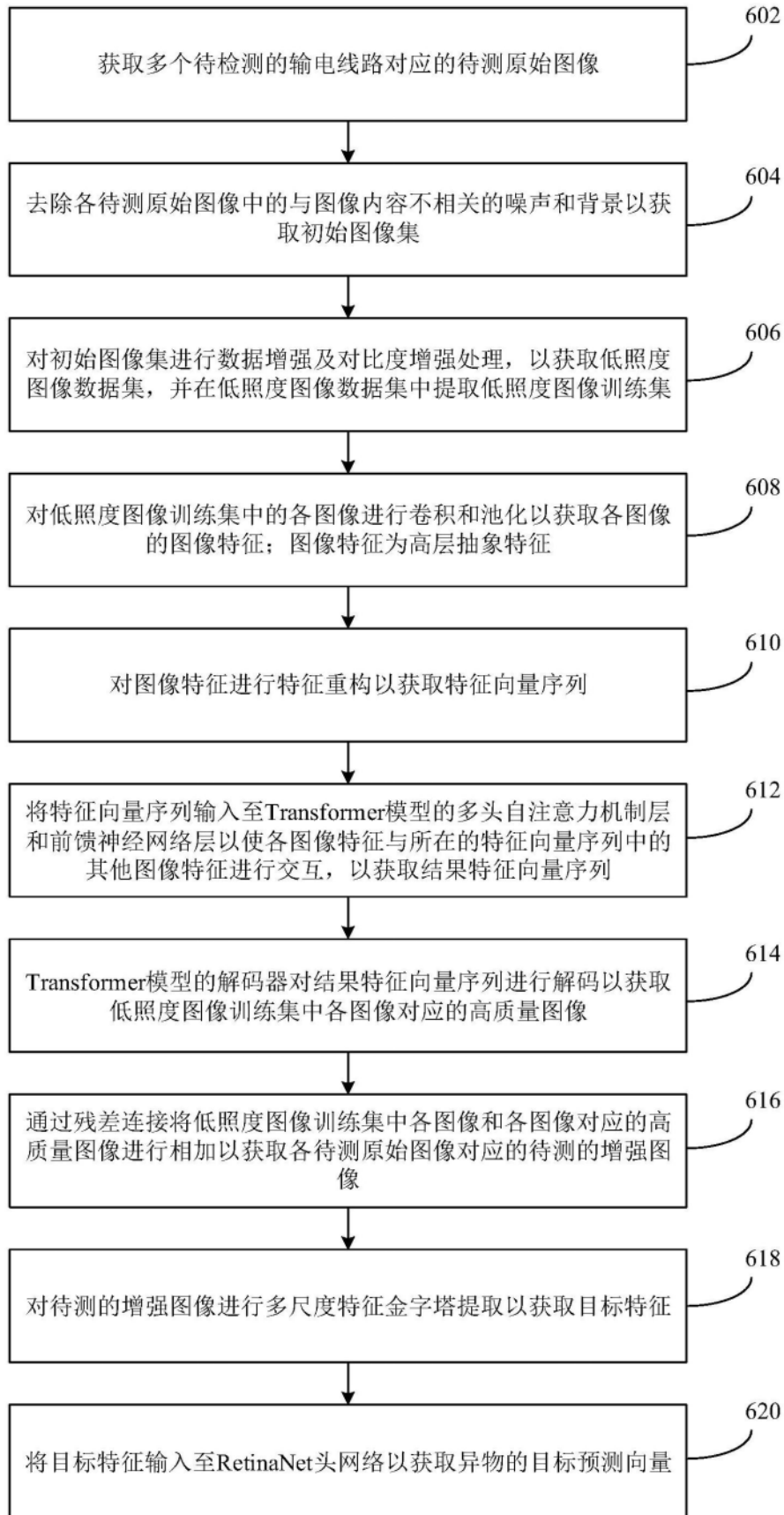


图6

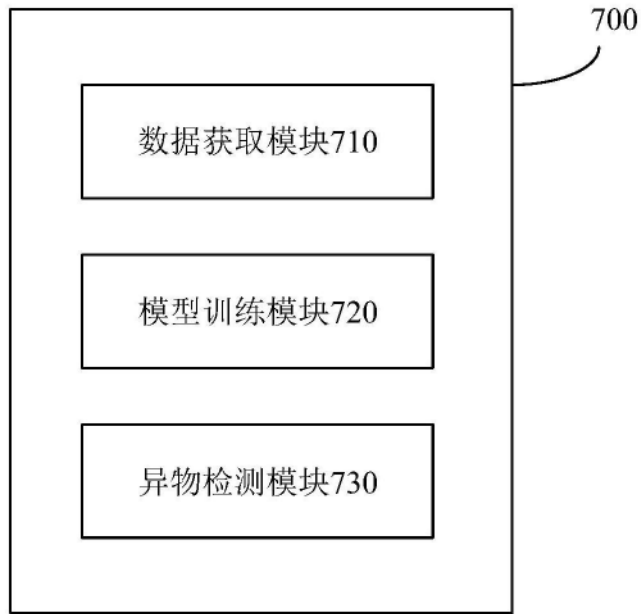


图7

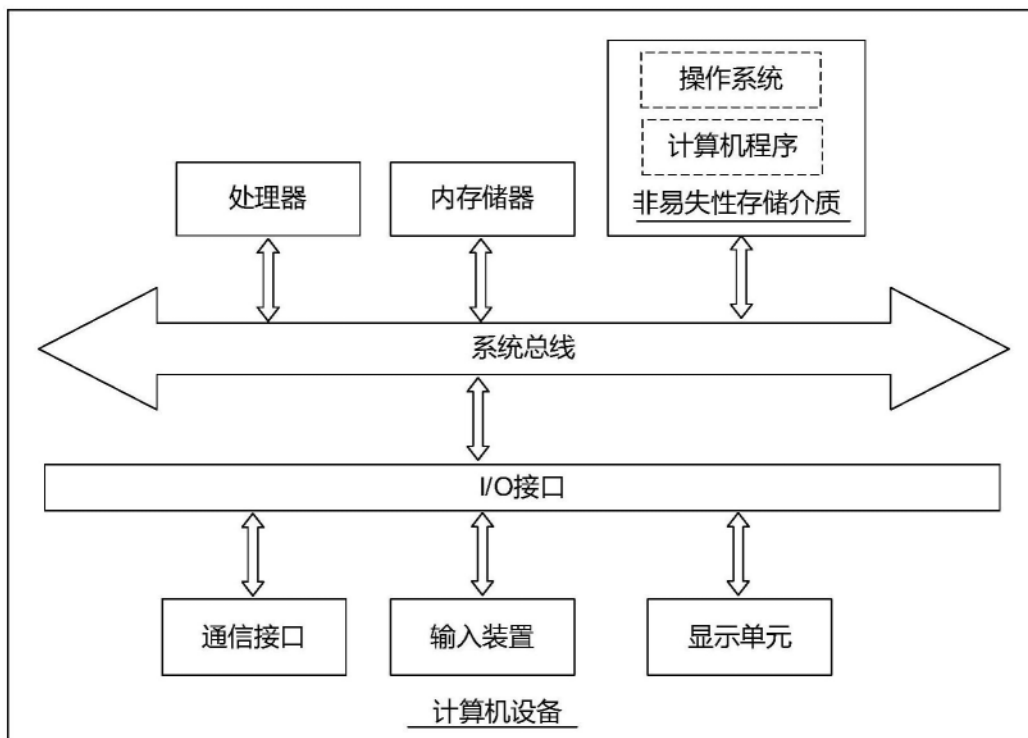


图8