



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 115235612 B

(45) 授权公告日 2023. 04. 07

(21) 申请号 202210950494.4

(22) 申请日 2022.08.09

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 115235612 A

(43) 申请公布日 2022.10.25

(73) 专利权人 爱尔达电气有限公司
地址 317523 浙江省台州市温岭市泽国镇
五里泾村(泵业智造小镇工业区内)

(72) 发明人 高淑瑜 陈健 李建波 邬圣赋

(74) 专利代理机构 北京恒泰铭睿知识产权代理
有限公司 11642
专利代理师 胡琳丽

(51) Int. Cl.
G01H 17/00 (2006.01)
G06F 18/24 (2023.01)
G06F 18/213 (2023.01)
G06N 3/0464 (2023.01)
G06N 3/048 (2023.01)
G06N 3/08 (2023.01)

(56) 对比文件

M.S.Z. Abidin.《Application of a model-based fault detection and diagnosis using parameter estimation and fuzzy inference to a DC-servomotor》.《Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Control》.2002,全文.

宫文峰.《基于改进卷积神经网络的滚动轴承智能故障诊断研究》.《振动工程学报》.2020,全文.

亓海征.《基于时频图的改进LeNet-5网络轴承故障诊断》.《机械设计与制造工程》.2021,全文. (续)

审查员 于龙

权利要求书3页 说明书12页 附图5页

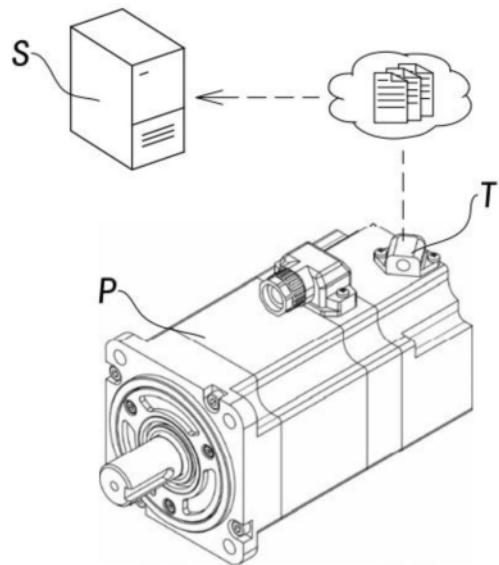
(54) 发明名称

伺服电机的故障智能诊断系统及其诊断方法

(57) 摘要

本申请涉及故障智能诊断的领域,其具体地公开了一种伺服电机的故障智能诊断系统及其诊断方法,其通过傅里叶变换和上下文编码器提取出待诊断伺服电机的振动信号的多个频域统计特征的全局性频域关联特征,并且利用卷积神经网络模型对所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图进行局部的深层次的隐含特征的挖掘,在融合这两者的特征信息时,进一步对所述频域关联特征进行基于注意力机制的数据密集修正,以基于分类器的概率表达来使得分类概率具有对不同数据密集度的特征向量的自适应依赖,这样,就提升了联合编码后获得的分类特征矩阵对于分类目标函数的参数自适应性,也就提高了分

类准确性以及伺服电机故障诊断的能力。



CN 115235612 B

[接上页]

(56) 对比文件

Yiwei Cheng.《Intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on continuous wavelet transform-local binary convolutional neural network》.《Knowledge-Based Systems》.2021,全文.

Shen Liu.《Subspace Network with Shared Representation learning for intelligent fault diagnosis of machine under speed transient conditions with few samples》.《ISA Transactions》.2021,全文.

1. 一种伺服电机的故障智能诊断系统,其特征在于,包括:

振动信号采集模块,用于获取待诊断伺服电机的振动信号;

频域特征提取模块,用于基于傅里叶变换将所述待诊断伺服电机的振动信号转化到频域以得到多个频域统计特征;

频域特征编码模块,用于将所述多个频域统计特征通过联合编码器的序列编码器以得到频域特征向量,所述序列编码器为包含嵌入层的上下文编码器;

振动波形图编码模块,用于将所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图通过所述联合编码器的图像编码器以得到振动特征向量,所述图像编码器为卷积神经网络模型;

联合编码模块,用于使用所述联合编码器的联合编码模块对所述振动特征向量和所述频域特征向量进行跨域联合编码以得到分类特征矩阵;

诊断结果生成模块,用于将所述分类特征矩阵通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示是否产生故障预警提示;

其中,所述联合编码模块,包括:

数据密度修正单元,用于基于所述振动特征向量对所述频域特征向量进行基于注意力机制的数据密集修正以得到修正后频域特征向量,其中,所述基于所述振动特征向量对所述频域特征向量进行基于注意力机制的数据密集修正基于所述频域特征向量通过分类器得到的概率值、所述频域特征向量和所述振动特征向量之间的按位置点乘所得到的特征向量,以及,所述频域特征向量和所述振动特征向量之间距离来进行;以及

关联编码单元,用于计算所述修正后频域特征向量和所述振动特征向量的转置向量之间的向量乘积以得到所述分类特征矩阵;

其中,所述数据密度修正单元,包括:

修正系数计算子单元,用于以如下公式来计算所述频域特征向量相对于所述振动特征向量的数据密集簇修正因数;

其中,所述公式为:

$$w = \text{softmax}(\mathbf{V}_1) \times \text{softmax}\left[\exp\left(\frac{\mathbf{V}_1 \odot \mathbf{V}_2}{\sqrt{d(\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2)}}\right)\right]$$

其中, \mathbf{V}_1 是所述频域特征向量, \mathbf{V}_2 是所述振动特征向量,且 $\text{softmax}(\cdot)$ 表示特征向量通过分类器得到的概率值, \odot 表示点乘, $\text{softmax}(\cdot)$ 表示特征向量通过分类器得到的概率值, $d(\cdot, \cdot)$ 表示特征向量之间的距离, $\exp(\cdot)$ 表示向量的指数运算,所述向量的指数运算表示计算以向量中各个位置的特征值为幂的自然指数函数值,特征向量除以参数表示以特征向量中各个位置的特征值分别除以参数;以及

加权修正子单元,用于以所述数据密集簇修正因数作为加权重对所述频域特征向量进行加权以得到所述修正后频域特征向量。

2. 根据权利要求1所述的伺服电机的故障智能诊断系统,其中,所述频域特征编码模块,包括:

向量嵌入化单元,用于使用所述序列编码器的嵌入层分别将所述多个频域统计特征转化为输入向量以获得嵌入向量的序列;

上下文编码单元,用于使用所述序列编码器的基于转换器的Bert模型对所述嵌入向量

的序列进行基于全局掩码结构的全局语义编码以得到多个统计特征向量；

特征向量级联单元，用于将所述多个统计特征向量进行级联以生成所述频域特征向量。

3. 根据权利要求2所述的伺服电机的故障智能诊断系统，其中，所述振动波形图编码模块，进一步用于使用所述卷积神经网络模型的各层在层的正向传递中分别进行：

对输入数据进行卷积处理以得到卷积特征图；

对所述卷积特征图进行基于局部特征矩阵的均值池化以得到池化特征图；以及

对所述池化特征图进行非线性激活以得到激活特征图；

其中，所述卷积神经网络模型的最后一层的输出为所述振动特征向量，所述卷积神经网络模型的第一层的输入为所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图。

4. 根据权利要求3所述的伺服电机的故障智能诊断系统，其中，所述诊断结果生成模块，进一步用于：所述分类器以如下公式对所述分类特征矩阵进行处理以生成分类结果，其中，所述公式为： $\text{softmax}\{(W_n, B_n) : \dots : (W_1, B_1) | \text{Project}(F)\}$ ，其中 $\text{Project}(F)$ 表示将所述分类特征矩阵投影为向量， W_1 至 W_n 为各层全连接层的权重矩阵， B_1 至 B_n 表示各层全连接层的偏置矩阵。

5. 一种伺服电机的故障智能诊断系统的诊断方法，其特征在于，包括：

获取待诊断伺服电机的振动信号；

基于傅里叶变换将所述待诊断伺服电机的振动信号转化到频域以得到多个频域统计特征；

将所述多个频域统计特征通过联合编码器的序列编码器以得到频域特征向量，所述序列编码器为包含嵌入层的上下文编码器；

将所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图通过所述联合编码器的图像编码器以得到振动特征向量，所述图像编码器为卷积神经网络模型；

使用所述联合编码器的联合编码模块对所述振动特征向量和所述频域特征向量进行跨域联合编码以得到分类特征矩阵；以及

将所述分类特征矩阵通过分类器以得到分类结果，所述分类结果用于表示是否产生故障预警提示；

其中，使用所述联合编码器的联合编码模块对所述振动特征向量和所述频域特征向量进行跨域联合编码以得到分类特征矩阵，包括：

基于所述振动特征向量对所述频域特征向量进行基于注意力机制的数据密集修正以得到修正后频域特征向量，其中，所述基于所述振动特征向量对所述频域特征向量进行基于注意力机制的数据密集修正基于所述频域特征向量通过分类器得到的概率值、所述频域特征向量和所述振动特征向量之间的按位置点乘所得到的特征向量，以及，所述频域特征向量和所述振动特征向量之间距离来进行；以及

计算所述修正后频域特征向量和所述振动特征向量的转置向量之间的向量乘积以得到所述分类特征矩阵；

其中，基于所述振动特征向量对所述频域特征向量进行基于注意力机制的数据密集修正以得到修正后频域特征向量，包括：

修正系数计算子单元，用于以如下公式来计算所述频域特征向量相对于所述振动特征

向量的数据密集簇修正因数；

其中，所述公式为：

$$w = \text{softmax}(V_1) \times \text{softmax}\left[\exp\left(\frac{V_1 \odot V_2}{\sqrt{d(V_1, V_2)}}\right)\right]$$

其中， V_1 是所述频域特征向量， V_2 是所述振动特征向量，且 $\text{softmax}(\cdot)$ 表示特征向量通过分类器得到的概率值， \odot 表示点乘， $\text{softmax}(\cdot)$ 表示特征向量通过分类器得到的概率值， $d(\cdot, \cdot)$ 表示特征向量之间的距离， $\exp(\cdot)$ 表示向量的指数运算，所述向量的指数运算表示计算以向量中各个位置的特征值为幂的自然指数函数值，特征向量除以参数表示以特征向量中各个位置的特征值分别除以参数；以及

加权修正子单元，用于以所述数据密集簇修正因数作为加权重对所述频域特征向量进行加权以得到所述修正后频域特征向量。

6. 根据权利要求5所述的伺服电机的故障智能诊断系统的诊断方法，其中，将所述多个频域统计特征通过联合编码器的序列编码器以得到频域特征向量，所述序列编码器为包含嵌入层的上下文编码器，包括：

使用所述序列编码器的嵌入层分别将所述多个频域统计特征转化为输入向量以获得嵌入向量的序列；

使用所述序列编码器的基于转换器的Bert模型对所述嵌入向量的序列进行基于全局掩码结构的全局语义编码以得到多个统计特征向量；

将所述多个统计特征向量进行级联以生成所述频域特征向量。

7. 根据权利要求6所述的伺服电机的故障智能诊断系统的诊断方法，其中，将所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图通过所述联合编码器的图像编码器以得到振动特征向量，所述图像编码器为卷积神经网络模型，包括：

使用所述卷积神经网络模型各层在层的正向传递中分别进行：

对输入数据进行卷积处理以得到卷积特征图；

对所述卷积特征图进行基于局部特征矩阵的均值池化以得到池化特征图；以及

对所述池化特征图进行非线性激活以得到激活特征图；

其中，所述卷积神经网络模型的最后一层的输出为所述振动特征向量，所述卷积神经网络模型的第一层的输入为所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图。

伺服电机的故障智能诊断系统及其诊断方法

技术领域

[0001] 本发明涉及故障智能诊断的领域,且更为具体地,涉及一种伺服电机的故障智能诊断系统及其诊断方法。

背景技术

[0002] 直流伺服电机由于其较高的过载能力、平稳的调节特征和良好的速度控制性而广泛应用于航空航天、军工制造、智能机器人、电力设备和车窗等多个领域。当直流伺服电机发生故障时,不仅会造成严重的经济损失,甚至会造成严重的环境污染或人员伤亡等重大安全事故。

[0003] 传统的用于直流伺服电机的故障诊断的方案,例如,传统的机器学习诊断模型虽然在一些应用场景下具有较好的识别效果,但特征提取和特征降维需要人工经验进行选取和优化,随着设备工况复杂和数据量变大,传统的故障诊断方案已不再能满足应用需求。

[0004] 因此,期待一种更为优化的用于伺服电机的故障智能诊断方案。

发明内容

[0005] 为了解决上述技术问题,提出了本申请。本申请的实施例提供了一种伺服电机的故障智能诊断系统及其诊断方法,其通过傅里叶变换和上下文编码器提取出待诊断伺服电机的振动信号的多个频域统计特征的全局性频域关联特征,并且利用卷积神经网络模型对所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图进行局部的深层次的隐含特征的挖掘,在融合这两者的特征信息时,进一步对所述频域关联特征进行基于注意力机制的数据密集修正,以基于分类器的概率表达来使得分类概率具有对不同数据密集度的特征向量的自适应依赖,这样,就提升了联合编码后获得的分类特征矩阵对于分类目标函数的参数自适应性,也就提高了分类准确性以及伺服电机故障诊断的能力

[0006] 根据本申请的一个方面,提供了一种伺服电机的故障智能诊断系统,其包括:

[0007] 振动信号采集模块,用于获取待诊断伺服电机的振动信号;

[0008] 频域特征提取模块,用于基于傅里叶变换将所述待诊断伺服电机的振动信号转化到频域以得到多个频域统计特征;

[0009] 频域特征编码模块,用于将所述多个频域统计特征通过联合编码器的序列编码器以得到频域特征向量,所述序列编码器为包含嵌入层的上下文编码器;

[0010] 振动波形图编码模块,用于将所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图通过所述联合编码器的图像编码器以得到振动特征向量,所述图像编码器为卷积神经网络模型;

[0011] 联合编码模块,用于使用所述联合编码器的联合编码模块对所述振动特征向量和所述频域特征向量进行跨域联合编码以得到分类特征矩阵;以及

[0012] 诊断结果生成模块,用于将所述分类特征矩阵通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示是否产生故障预警提示。

[0013] 在上述伺服电机的故障智能诊断系统中,所述频域特征编码模块,包括:向量嵌入

化单元,用于使用所述序列编码器的嵌入层分别将所述多个频域统计特征转化为输入向量以获得嵌入向量的序列;上下文编码单元,用于使用所述序列编码器的基于转换器的Bert模型对所述嵌入向量的序列进行基于全局掩码结构的全局语义编码以得到多个统计特征向量;特征向量级联单元,用于将所述多个统计特征向量进行级联以生成所述频域特征向量。

[0014] 在上述伺服电机的故障智能诊断系统中,所述振动波形图编码模块,进一步用于使用所述卷积神经网络模型各层的正向传递中分别进行:对输入数据进行卷积处理以得到卷积特征图;对所述卷积特征图进行基于局部特征矩阵的均值池化以得到池化特征图;以及,对所述池化特征图进行非线性激活以得到激活特征图;其中,所述卷积神经网络模型的最后一层的输出为所述振动特征向量,所述卷积神经网络模型的第一层的输入为所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图。

[0015] 在上述伺服电机的故障智能诊断系统中,所述联合编码模块,包括:数据密度修正单元,用于基于所述振动特征向量对所述频域特征向量进行基于注意力机制的数据密集修正以得到修正后频域特征向量,其中,所述基于所述振动特征向量对所述频域特征向量进行基于注意力机制的数据密集修正基于所述频域特征向量通过分类器得到的概率值、所述频域特征向量和所述振动特征向量之间的按位置点乘所得到的特征向量,以及,所述频域特征向量和所述振动特征向量之间距离来进行;以及,关联编码单元,用于计算所述修正后频域特征向量和所述振动特征向量的转置向量之间的向量乘积以得到所述分类特征矩阵。

[0016] 在上述伺服电机的故障智能诊断系统中,所述数据密度修正单元,包括:修正系数计算子单元,用于以如下公式来计算所述频率特征向量相对于所述振动特征向量的数据密集簇修正因数;

[0017] 其中,所述公式为:

$$[0018] \quad w = \text{softmax}(V_1) \times \text{softmax}\left[\exp\left(\frac{V_1 \odot V_2}{\sqrt{d(V_1, V_2)}}\right)\right]$$

[0019] 其中, V_1 是所述频域特征向量, V_2 是所述振动特征向量,且 $\text{softmax}(\cdot)$ 表示特征向量通过分类器得到的概率值, \odot 表示点乘, $\text{softmax}(\cdot)$ 表示特征向量通过分类器得到的概率值, $d(\cdot, \cdot)$ 表示特征向量之间的距离, $\exp(\cdot)$ 表示向量的指数运算,所述向量的指数运算表示计算以向量中各个位置的特征值为幂的自然指数函数值,特征向量除以参数表示以特征向量中各个位置的特征值分别除以参数;以及,加权修正子单元,用于以所述数据密集簇修正因数作为加权权重对所述频率特征向量进行加权以得到所述修正后频域特征向量。

[0020] 在上述伺服电机的故障智能诊断系统中,所述诊断结果生成模块,进一步用于:所述分类器以如下公式对所述分类特征矩阵进行处理以生成分类结果,其中,所述公式为: $\text{softmax}\{(W_n, B_n) : \dots : (W_1, B_1) \mid \text{Project}(F)\}$,其中 $\text{Project}(F)$ 表示将所述分类特征矩阵投影为向量, W_1 至 W_n 为各层全连接层的权重矩阵, B_1 至 B_n 表示各层全连接层的偏置矩阵。

[0021] 根据本申请的另一方面,一种伺服电机的故障智能诊断系统的诊断方法,其包括:

[0022] 获取待诊断伺服电机的振动信号;

[0023] 基于傅里叶变换将所述待诊断伺服电机的振动信号转化到频域以得到多个频域

统计特征；

[0024] 将所述多个频域统计特征通过联合编码器的序列编码器以得到频域特征向量，所述序列编码器为包含嵌入层的上下文编码器；

[0025] 将所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图通过所述联合编码器的图像编码器以得到振动特征向量，所述图像编码器为卷积神经网络模型；

[0026] 使用所述联合编码器的联合编码模块对所述振动特征向量和所述频域特征向量进行跨域联合编码以得到分类特征矩阵；以及

[0027] 将所述分类特征矩阵通过分类器以得到分类结果，所述分类结果用于表示是否产生故障预警提示。

[0028] 在上述伺服电机的故障智能诊断系统的诊断方法中，将所述多个频域统计特征通过联合编码器的序列编码器以得到频域特征向量，所述序列编码器为包含嵌入层的上下文编码器，包括：使用所述序列编码器的嵌入层分别将所述多个频域统计特征转化为输入向量以获得嵌入向量的序列；使用所述序列编码器的基于转换器的Bert模型对所述嵌入向量的序列进行基于全局掩码结构的全局语义编码以得到多个统计特征向量；将所述多个统计特征向量进行级联以生成所述频域特征向量。

[0029] 在上述伺服电机的故障智能诊断系统的诊断方法中，将所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图通过所述联合编码器的图像编码器以得到振动特征向量，所述图像编码器为卷积神经网络模型，包括：使用所述卷积神经网络模型各层在层的正向传递中分别进行：对输入数据进行卷积处理以得到卷积特征图；对所述卷积特征图进行基于局部特征矩阵的均值池化以得到池化特征图；以及，对所述池化特征图进行非线性激活以得到激活特征图；其中，所述卷积神经网络模型的最后一层的输出为所述振动特征向量，所述卷积神经网络模型的第一层的输入为所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图。

[0030] 在上述伺服电机的故障智能诊断系统的诊断方法中，使用所述联合编码器的联合编码模块对所述振动特征向量和所述频域特征向量进行跨域联合编码以得到分类特征矩阵，包括：基于所述振动特征向量对所述频域特征向量进行基于注意力机制的数据密集修正以得到修正后频域特征向量，其中，所述基于所述振动特征向量对所述频域特征向量进行基于注意力机制的数据密集修正基于所述频域特征向量通过分类器得到的概率值、所述频域特征向量和所述振动特征向量之间的按位置点乘所得到的特征向量，以及，所述频域特征向量和所述振动特征向量之间距离来进行；以及，计算所述修正后频域特征向量和所述振动特征向量的转置向量之间的向量乘积以得到所述分类特征矩阵。

[0031] 在上述伺服电机的故障智能诊断系统的诊断方法中，基于所述振动特征向量对所述频域特征向量进行基于注意力机制的数据密集修正以得到修正后频域特征向量，包括：以如下公式来计算所述频率特征向量相对于所述振动特征向量的数据密集簇修正因数；

[0032] 其中，所述公式为：

$$[0033] \quad w = \text{softmax}(V_1) \times \text{softmax}\left[\exp\left(\frac{V_1 \odot V_2}{\sqrt{d(V_1, V_2)}}\right)\right]$$

[0034] 其中， V_1 是所述频域特征向量， V_2 是所述振动特征向量，且 $\text{softmax}(\cdot)$ 表示特征向量通过分类器得到的概率值， \odot 表示点乘， $\text{softmax}(\cdot)$ 表示特征向量通过分类器得到的概

率值, $d(\cdot, \cdot)$ 表示特征向量之间的距离, $\exp(\cdot)$ 表示向量的指数运算, 所述向量的指数运算表示计算以向量中各个位置的特征值为幂的自然指数函数值, 特征向量除以参数表示以特征向量中各个位置的特征值分别除以参数; 以及, 以所述数据密集簇修正因数作为加权重对所述频率特征向量进行加权以得到所述修正后频域特征向量。

[0035] 在上述伺服电机的故障智能诊断系统的诊断方法中, 将所述分类特征矩阵通过分类器以得到分类结果, 所述分类结果用于表示是否产生故障预警提示, 包括: 所述分类器以如下公式对所述分类特征矩阵进行处理以生成分类结果, 其中, 所述公式为: $\text{softmax}\{(W_n, B_n) : \dots : (W_1, B_1) | \text{Project}(F)\}$, 其中 $\text{Project}(F)$ 表示将所述分类特征矩阵投影为向量, W_1 至 W_n 为各层全连接层的权重矩阵, B_1 至 B_n 表示各层全连接层的偏置矩阵。

[0036] 与现有技术相比, 本申请提供的伺服电机的故障智能诊断系统及其诊断方法, 其通过傅里叶变换和上下文编码器提取出待诊断伺服电机的振动信号的多个频域统计特征的全局性频域关联特征, 并且利用卷积神经网络模型对所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图进行局部的深层次的隐含特征的挖掘, 在融合这两者的特征信息时, 进一步对所述频域关联特征进行基于注意力机制的数据密集修正, 以基于分类器的概率表达来使得分类概率具有对不同数据密集度的特征向量的自适应依赖, 这样, 就提升了联合编码后获得的分类特征矩阵对于分类目标函数的参数自适应性, 也就提高了分类准确性以及伺服电机故障诊断的能力

附图说明

[0037] 通过结合附图对本申请实施例进行更详细的描述, 本申请的上述以及其他目的、特征和优势将变得更加明显。附图用来提供对本申请实施例的进一步理解, 并且构成说明书的一部分, 与本申请实施例一起用于解释本申请, 并不构成对本申请的限制。在附图中, 相同的参考标号通常代表相同部件或步骤。

[0038] 图1为根据本申请实施例的伺服电机的故障智能诊断系统的应用场景图。

[0039] 图2为根据本申请实施例的伺服电机的故障智能诊断系统的框图。

[0040] 图3为根据本申请实施例的伺服电机的故障智能诊断系统中联合编码模块的框图。

[0041] 图4为根据本申请实施例的伺服电机的故障智能诊断系统的诊断方法的流程图。

[0042] 图5为根据本申请实施例的伺服电机的故障智能诊断系统的诊断方法的架构示意图。

具体实施方式

[0043] 下面, 将参考附图详细地描述根据本申请的示例实施例。显然, 所描述的实施例仅仅是本申请的一部分实施例, 而不是本申请的全部实施例, 应理解, 本申请不受这里描述的示例实施例的限制。

[0044] 场景概述

[0045] 如前所述, 直流伺服电机由于其较高的过载能力、平稳的调节特征和良好的速度控制性而广泛应用于航空航天、军工制造、智能机器人、电力设备和车窗等多个领域。当直流伺服电机发生故障时, 不仅会造成严重的经济损失, 甚至会造成严重的环境污染或人员

伤亡等重大安全事故。因此,期待一种用于伺服电机的故障智能诊断方案。

[0046] 传统的用于直流伺服电机的故障诊断的方案,例如,传统的机器学习诊断模型虽然在一些应用场景下具有较好的识别效果,但特征提取和特征降维需要人工经验进行选取和优化,随着设备工况复杂和数据量变大,传统的故障诊断方案已不再能满足应用需求。

[0047] 近年来,深度学习以及神经网络已经广泛应用于计算机视觉、自然语言处理、文本信号处理等领域。此外,深度学习以及神经网络在图像分类、物体检测、语义分割、文本翻译等领域,也展现出了接近甚至超越人类的水平。

[0048] 深度学习以及神经网络的发展,为伺服电机的故障诊断提供了新的解决思路和方案。

[0049] 相应地,伺服电机在不同状态下具有不同的振动模式,因此,可对伺服电机的振动信号进行特征提取和通过分类器来进行故障诊断。但是,直流伺服电机的振动信号与视觉图像信息存在很大差异,若直接将在图像处理领域具有优异表现的卷积神经网络作为特征提取器对伺服电机的振动信号进行特征提取,不仅会导致计算量大,而且,故障诊断的精准度也较差。

[0050] 相应地,考虑到直流伺服电机不同运行状态下的振动信号具有不同的频率组成成分。因此,为了更好地确定电机故障类型,本申请发明人尝试结合传统的频域分析方法和深度神经网络模型来构建伺服电机故障诊断模型。

[0051] 具体地,在本申请的技术方案中,首先通过傅里叶变换对振动传感器采集的待诊断伺服电机的振动信号转化到频域以得到多个频域统计特征。可以理解,相较于常规的振动特征分析手段,在本申请的技术方案中,采用基于傅里叶变化的频域分析手段,并使用所述深度神经网络模型能够从所述待诊断伺服电机的振动信号的图像表征域中提取出用于故障诊断的高维隐含局部关联特征。

[0052] 然后,将所述多个频域统计特征通过联合编码器的序列编码器以得到频域特征向量,这里,所述序列编码器为包含嵌入层的上下文编码器。这样,通过上下文编码器对所述多个频域统计特征进行编码能够提取出基于全局性统计关联特征的特征分布,从而得到频域特征向量。

[0053] 进一步地,在使用频域分析方法对所述待诊断伺服电机的振动信号进行全局性的隐含特征提取后,进一步使用深度神经网络模型来对所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图进行局部的深层次的特征挖掘,以结合这两者的特征信息进行分类,进而提高故障诊断的精度与准确率。

[0054] 但是,在计算频域特征向量和振动特征向量的关联矩阵以对频域特征向量和振动特征向量进行联合编码时,由于频域特征向量与振动特征向量需要保持相同长度,而图像语义所包含的数据密集度高于频域统计特征的数据密集度,因此进一步对频域特征向量进行基于注意力机制的数据密集修正,具体为:

$$[0055] \quad w = \text{softmax}(V_1) \times \text{softmax}\left[\exp\left(\frac{V_1 \odot V_2}{\sqrt{d(V_1, V_2)}}\right)\right]$$

[0056] 其中, V_1 是频域特征向量, V_2 是振动特征向量,且 $\text{softmax}(\cdot)$ 表示特征向量通过分类器得到的概率值。

[0057] 然后,再将频域特征向量 V_1 以该数据密集簇修正因数进行加权后,计算加权后的频域特征向量 V_1' 与针对特征向量 V_2 之间的关联矩阵以进行联合编码。

[0058] 因此,通过特征向量之间的注意力机制来对不同特征分布密度的特征向量之间的空间交互信息进行学习,并基于特征向量的特征分布相异性的度量来表示不同数据密集度的特征对象实例之间的相似度,从而进一步基于分类器的概率表达来使得分类概率具有对不同数据密集度的特征向量的自适应依赖,这样,就提升了联合编码后获得的分类特征矩阵对于分类目标函数的参数自适应性,即,提高了分类特征矩阵的分类准确性。

[0059] 基于此,本申请提出了一种伺服电机的故障智能诊断系统,其包括:振动信号采集模块,用于获取待诊断伺服电机的振动信号;频域特征提取模块,用于基于傅里叶变换将所述待诊断伺服电机的振动信号转化到频域以得到多个频域统计特征;频域特征编码模块,用于将所述多个频域统计特征通过联合编码器的序列编码器以得到频域特征向量,所述序列编码器为包含嵌入层的上下文编码器;振动波形图编码模块,用于将所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图通过所述联合编码器的图像编码器以得到振动特征向量,所述图像编码器为卷积神经网络模型;联合编码模块,用于使用所述联合编码器的联合编码模块对所述振动特征向量和所述频域特征向量进行跨域联合编码以得到分类特征矩阵;以及,诊断结果生成模块,用于将所述分类特征矩阵通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示是否产生故障预警提示。

[0060] 图1图示了根据本申请实施例的伺服电机的故障智能诊断系统的应用场景图。如图1所示,在该应用场景中,首先,通过部署于伺服电机(例如,如图1中所示意的P)的振动传感器(例如,如图1中所示意的测振仪T)获取待诊断伺服电机的振动信号。然后,将获得的所述待诊断伺服电机的振动信号输入至部署有伺服电机的故障智能诊断算法的服务器中(例如,如图1中所示意的服务器S),其中,所述服务器能够以伺服电机的故障智能诊断算法对所述待诊断伺服电机的振动信号进行处理,以获得用于表示是否产生故障预警提示的分类结果。

[0061] 在介绍了本申请的基本原理之后,下面将参考附图来具体介绍本申请的各种非限制性实施例。

[0062] 示例性系统

[0063] 图2图示了根据本申请实施例的伺服电机的故障智能诊断系统的框图。如图2所示,根据本申请实施例的伺服电机的故障智能诊断系统200,包括:振动信号采集模块210,用于获取待诊断伺服电机的振动信号;频域特征提取模块220,用于基于傅里叶变换将所述待诊断伺服电机的振动信号转化到频域以得到多个频域统计特征;频域特征编码模块230,用于将所述多个频域统计特征通过联合编码器的序列编码器以得到频域特征向量,所述序列编码器为包含嵌入层的上下文编码器;振动波形图编码模块240,用于将所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图通过所述联合编码器的图像编码器以得到振动特征向量,所述图像编码器为卷积神经网络模型;联合编码模块250,用于使用所述联合编码器的联合编码模块对所述振动特征向量和所述频域特征向量进行跨域联合编码以得到分类特征矩阵;以及,诊断结果生成模块260,用于将所述分类特征矩阵通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示是否产生故障预警提示。

[0064] 具体地,在本申请实施例中,所述振动信号采集模块210和所述频域特征提取模块

220,用于获取待诊断伺服电机的振动信号,并基于傅里叶变换将所述待诊断伺服电机的振动信号转化到频域以得到多个频域统计特征。如前所述,由于伺服电机在不同状态下具有不同的振动模式,因此,可对所述伺服电机的振动信号进行特征提取和通过分类器来进行故障诊断。但是,考虑到直流伺服电机的振动信号与视觉图像信息存在很大差异,若直接将在图像处理领域具有优异表现的卷积神经网络作为特征提取器对伺服电机的振动信号进行特征提取,不仅会导致计算量大,而且,故障诊断的精准度也较差。并且,考虑到所述直流伺服电机不同运行状态下的振动信号具有不同的频率组成成分。因此,在本申请的技术方案汇总,为了更好地确定电机故障类型,期望结合传统的频域分析方法和深度神经网络模型来构建伺服电机故障诊断模型。

[0065] 也就是,具体地,在本申请的技术方案中,首先通过部署于伺服电机的振动传感器,例如测振仪获取待诊断伺服电机的振动信号。通过傅里叶变换对所述振动传感器采集的待诊断伺服电机的振动信号转化到频域以得到多个频域统计特征。应可以理解,相较于常规的振动特征分析手段,在本申请的技术方案中,采用基于傅里叶变换的频域分析手段,以及所述深度神经网络模型能够从所述待诊断伺服电机的振动信号的图像表征域中提取出用于故障诊断的高维隐含局部关联特征。

[0066] 具体地,在本申请实施例中,所述频域特征编码模块230,用于将所述多个频域统计特征通过联合编码器的序列编码器以得到频域特征向量,所述序列编码器为包含嵌入层的上下文编码器。也就是,在本申请的技术方案中,进一步将所述多个频域统计特征通过包含嵌入层的上下文编码器中进行编码,以得到具有全局性关联隐含特征的频域特征向量。这样,通过上下文编码器对所述多个频域统计特征进行编码能够提取出基于全局性统计关联特征的特征分布,从而得到频域特征向量。

[0067] 更具体地,在本申请实施例中,所述频域特征编码模块,包括:向量嵌入化单元,用于使用所述序列编码器的嵌入层分别将所述多个频域统计特征转化为输入向量以获得嵌入向量的序列。上下文编码单元,用于使用所述序列编码器的基于转换器的Bert模型对所述嵌入向量的序列进行基于全局掩码结构的全局语义编码以得到多个统计特征向量。特征向量级联单元,用于将所述多个统计特征向量进行级联以生成所述频域特征向量。

[0068] 具体地,在本申请实施例中,所述振动波形图编码模块240,用于将所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图通过所述联合编码器的图像编码器以得到振动特征向量,所述图像编码器为卷积神经网络模型。应可以理解,为了能够结合傅里叶变换的频域分析手段,以及所述深度神经网络模型的深度隐含特征挖掘的分析手段来进行准确地分类,在本申请的技术方案中,在使用频域分析方法对所述待诊断伺服电机的振动信号进行全局性的隐含关联特征提取后,进一步使用深度神经网络模型来对所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图进行局部的深层次的特征挖掘,以结合这两者的特征信息进行分类,进而提高故障诊断的精度与准确率。

[0069] 更具体地,在本申请实施例中,所述振动波形图编码模块,进一步用于使用所述卷积神经网络模型各层在层的正向传递中分别进行:对输入数据进行卷积处理以得到卷积特征图;对所述卷积特征图进行基于局部特征矩阵的均值池化以得到池化特征图;以及,对所述池化特征图进行非线性激活以得到激活特征图;其中,所述卷积神经网络模型的最后一层的输出为所述振动特征向量,所述卷积神经网络模型的第一层的输入为所述待诊断伺

服电机的振动信号的波形图。

[0070] 具体地,在本申请实施例中,所述联合编码模块250,用于使用所述联合编码器的联合编码模块对所述振动特征向量和所述频域特征向量进行跨域联合编码以得到分类特征矩阵。应可以理解,在计算所述频域特征向量和所述振动特征向量的关联矩阵以对所述频域特征向量和振动特征向量进行联合编码时,由于所述频域特征向量与所述振动特征向量需要保持相同长度,而图像语义所包含的数据密集度高于频域统计特征的数据密集度,因此,在本申请的技术方案中,进一步对所述频域特征向量进行基于注意力机制的数据密集修正。然后,再将所述频域特征向量 V_1 以该数据密集簇修正因数进行加权后,计算加权后的所述频域特征向量 V_1' 与针对所述振动特征向量 V_2 之间的关联矩阵以进行联合编码。应可以理解,这样,通过特征向量之间的注意力机制来对不同特征分布密度的特征向量之间的空间交互信息进行学习,并基于所述特征向量的特征分布相异性的度量来表示不同数据密集度的特征对象实例之间的相似度,从而进一步基于分类器的概率表达来使得分类概率具有对不同数据密集度的特征向量的自适应依赖,这样,就提升了联合编码后获得的分类特征矩阵对于分类目标函数的参数自适应性,即,提高了分类特征矩阵的分类准确性。

[0071] 更具体地,在本申请实施例中,所述联合编码模块,包括:数据密度修正单元,用于基于所述振动特征向量对所述频域特征向量进行基于注意力机制的数据密集修正以得到修正后频域特征向量,其中,所述基于所述振动特征向量对所述频域特征向量进行基于注意力机制的数据密集修正基于所述频域特征向量通过分类器得到的概率值、所述频域特征向量和所述振动特征向量之间的按位置点乘所得到的特征向量,以及,所述频域特征向量和所述振动特征向量之间距离来进行。相应地,在一个具体示例中,以如下公式来计算所述频率特征向量相对于所述振动特征向量的数据密集簇修正因数;

[0072] 其中,所述公式为:

$$[0073] \quad w = \text{softmax}(V_1) \times \text{softmax}\left[\exp\left(\frac{V_1 \odot V_2}{\sqrt{d(V_1, V_2)}}\right)\right]$$

[0074] 其中, V_1 是所述频域特征向量, V_2 是所述振动特征向量,且 $\text{softmax}(\cdot)$ 表示特征向量通过分类器得到的概率值, \odot 表示点乘, $\text{softmax}(\cdot)$ 表示特征向量通过分类器得到的概率值, $d(\cdot, \cdot)$ 表示特征向量之间的距离, $\exp(\cdot)$ 表示向量的指数运算,所述向量的指数运算表示计算以向量中各个位置的特征值为幂的自然指数函数值,特征向量除以参数表示以特征向量中各个位置的特征值分别除以参数;以及,以所述数据密集簇修正因数作为加权重对所述频率特征向量进行加权以得到所述修正后频域特征向量。关联编码单元,用于计算所述修正后频域特征向量和所述振动特征向量的转置向量之间的向量乘积以得到所述分类特征矩阵。

[0075] 图3图示了根据本申请实施例的伺服电机的故障智能诊断系统中联合编码模块的框图。如图3所示,所述第一编码模块250,包括:数据密度修正单元251,用于基于所述振动特征向量对所述频域特征向量进行基于注意力机制的数据密集修正以得到修正后频域特征向量,其中,所述基于所述振动特征向量对所述频域特征向量进行基于注意力机制的数据密集修正基于所述频域特征向量通过分类器得到的概率值、所述频域特征向量和所述振动特征向量之间的按位置点乘所得到的特征向量,以及,所述频域特征向量和所述振动特

征向量之间距离来进行；以及，关联编码单元252，用于计算所述修正后频域特征向量和所述振动特征向量的转置向量之间的向量乘积以得到所述分类特征矩阵。

[0076] 具体地，在本申请实施例中，所述诊断结果生成模块260，用于将所述分类特征矩阵通过分类器以得到分类结果，所述分类结果用于表示是否产生故障预警提示。相应地，在一个具体示例中，所述分类器以如下公式对所述分类特征矩阵进行处理以生成分类结果，其中，所述公式为： $\text{softmax}\{(W_n, B_n) : \dots : (W_1, B_1) | \text{Project}(F)\}$ ，其中Project(F)表示将所述分类特征矩阵投影为向量， W_1 至 W_n 为各层全连接层的权重矩阵， B_1 至 B_n 表示各层全连接层的偏置矩阵。

[0077] 综上，基于本申请实施例的所述伺服电机的故障智能诊断系统200被阐明，其通过傅里叶变换和上下文编码器提取出待诊断伺服电机的振动信号的多个频域统计特征的全局性频域关联特征，并且利用卷积神经网络模型对所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图进行局部的深层次的隐含特征的挖掘，在融合这两者的特征信息时，进一步对所述频域关联特征进行基于注意力机制的数据密集修正，以基于分类器的概率表达来使得分类概率具有对不同数据密集度的特征向量的自适应依赖，这样，就提升了联合编码后获得的分类特征矩阵对于分类目标函数的参数自适应性，也就提高了分类准确性以及伺服电机故障诊断的能力

[0078] 如上所述，根据本申请实施例的伺服电机的故障智能诊断系统200可以实现在各种终端设备中，例如伺服电机的故障智能诊断算法的服务器等。在一个示例中，根据本申请实施例的伺服电机的故障智能诊断系统200可以作为一个软件模块和/或硬件模块而集成到终端设备中。例如，该伺服电机的故障智能诊断系统200可以是该终端设备的操作系统中的一个软件模块，或者可以是针对于该终端设备所开发的一个应用程序；当然，该伺服电机的故障智能诊断系统200同样可以是该终端设备的众多硬件模块之一。

[0079] 替换地，在另一示例中，该伺服电机的故障智能诊断系统200与该终端设备也可以是分立的设备，并且该伺服电机的故障智能诊断系统200可以通过有线和/或无线网络连接到该终端设备，并且按照约定的数据格式来传输交互信息。

[0080] 示例性方法

[0081] 图4图示了伺服电机的故障智能诊断系统的诊断方法的流程图。如图4所示，根据本申请实施例的伺服电机的故障智能诊断系统的诊断方法，包括步骤：S110，获取待诊断伺服电机的振动信号；S120，基于傅里叶变换将所述待诊断伺服电机的振动信号转化到频域以得到多个频域统计特征；S130，将所述多个频域统计特征通过联合编码器的序列编码器以得到频域特征向量，所述序列编码器为包含嵌入层的上下文编码器；S140，将所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图通过所述联合编码器的图像编码器以得到振动特征向量，所述图像编码器为卷积神经网络模型；S150，使用所述联合编码器的联合编码模块对所述振动特征向量和所述频域特征向量进行跨域联合编码以得到分类特征矩阵；以及，S160，将所述分类特征矩阵通过分类器以得到分类结果，所述分类结果用于表示是否产生故障预警提示。

[0082] 图5图示了根据本申请实施例的伺服电机的故障智能诊断系统的诊断方法的架构示意图。如图5所示，在所述伺服电机的故障智能诊断系统的诊断方法的网络架构中，首先，基于傅里叶变换将获得的所述待诊断伺服电机的振动信号（例如，如图5中所示意的P1）转

化到频域以得到多个频域统计特征(例如,如图5中所示意的P2);接着,将所述多个频域统计特征通过联合编码器的序列编码器(例如,如图5中所示意的E1)以得到频域特征向量(例如,如图5中所示意的VF1);然后,将所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图(例如,如图5中所示意的Q)通过所述联合编码器的图像编码器(例如,如图5中所示意的E2)以得到振动特征向量(例如,如图5中所示意的VF2);接着,使用所述联合编码器的联合编码模块(例如,如图5中所示意的CM)对所述振动特征向量和所述频域特征向量进行跨域联合编码以得到分类特征矩阵(例如,如图5中所示意的MF);以及,最后,将所述分类特征矩阵通过分类器(例如,如图5中所示意的分类器)以得到分类结果,所述分类结果用于表示是否产生故障预警提示。

[0083] 更具体地,在步骤S110和S120中,获取待诊断伺服电机的振动信号,并基于傅里叶变换将所述待诊断伺服电机的振动信号转化到频域以得到多个频域统计特征。应可以理解,由于伺服电机在不同状态下具有不同的振动模式,因此,可对所述伺服电机的振动信号进行特征提取和通过分类器来进行故障诊断。但是,考虑到直流伺服电机的振动信号与视觉图像信息存在很大差异,若直接将在图像处理领域具有优异表现的卷积神经网络作为特征提取器对伺服电机的振动信号进行特征提取,不仅会导致计算量大,而且,故障诊断的精准度也较差。并且,考虑到所述直流伺服电机不同运行状态下的振动信号具有不同的频率组成成分。因此,在本申请的技术方案汇总,为了更好地确定电机故障类型,期望结合传统的频域分析方法和深度神经网络模型来构建伺服电机故障诊断模型。

[0084] 也就是,具体地,在本申请的技术方案中,首先通过部署于伺服电机的振动传感器,例如测振仪获取待诊断伺服电机的振动信号。通过傅里叶变换对所述振动传感器采集的待诊断伺服电机的振动信号转化到频域以得到多个频域统计特征。应可以理解,相较于常规的振动特征分析手段,在本申请的技术方案中,采用基于傅里叶变换的频域分析手段,以及所述深度神经网络模型能够从所述待诊断伺服电机的振动信号的图像表征域中提取出用于故障诊断的高维隐含局部关联特征。

[0085] 更具体地,在步骤S130中,将所述多个频域统计特征通过联合编码器的序列编码器以得到频域特征向量,所述序列编码器为包含嵌入层的上下文编码器。也就是,在本申请的技术方案中,进一步将所述多个频域统计特征通过包含嵌入层的上下文编码器中进行编码,以得到具有全局性关联隐含特征的频域特征向量。这样,通过上下文编码器对所述多个频域统计特征进行编码能够提取出基于全局性统计关联特征的特征分布,从而得到频域特征向量。

[0086] 更具体地,在步骤S140中,将所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图通过所述联合编码器的图像编码器以得到振动特征向量,所述图像编码器为卷积神经网络模型。应可以理解,为了能够结合傅里叶变换的频域分析手段,以及所述深度神经网络模型的深度隐含特征挖掘的分析手段来进行准确地分类,在本申请的技术方案中,在使用频域分析方法对所述待诊断伺服电机的振动信号进行全局性的隐含关联特征提取后,进一步使用深度神经网络模型来对所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图进行局部的深层次的特征挖掘,以结合这两者的特征信息进行分类,进而提高故障诊断的精度与准确率。

[0087] 更具体地,在步骤S150中,使用所述联合编码器的联合编码模块对所述振动特征向量和所述频域特征向量进行跨域联合编码以得到分类特征矩阵。应可以理解,在计算所

述频域特征向量和所述振动特征向量的关联矩阵以对所述频域特征向量和振动特征向量进行联合编码时,由于所述频域特征向量与所述振动特征向量需要保持相同长度,而图像语义所包含的数据密集度高于频域统计特征的数据密集度,因此,在本申请的技术方案中,进一步对所述频域特征向量进行基于注意力机制的数据密集修正。然后,再将所述频域特征向量 V_1 以该数据密集簇修正因数进行加权后,计算加权后的所述频域特征向量 V_1' 与针对所述振动特征向量 V_2 之间的关联矩阵以进行联合编码。应可以理解,这样,通过特征向量之间的注意力机制来对不同特征分布密度的特征向量之间的空间交互信息进行学习,并基于所述特征向量的特征分布相异性的度量来表示不同数据密集度的特征对象实例之间的相似度,从而进一步基于分类器的概率表达来使得分类概率具有对不同数据密集度的特征向量的自适应依赖,这样,就提升了联合编码后获得的分类特征矩阵对于分类目标函数的参数自适应性,即,提高了分类特征矩阵的分类准确性。

[0088] 更具体地,在步骤S160中,将所述分类特征矩阵通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示是否产生故障预警提示。相应地,在一个具体示例中,所述分类器以如下公式对所述分类特征矩阵进行处理以生成分类结果,其中,所述公式为: $\text{softmax}\{(W_n, B_n) : \dots : (W_1, B_1) | \text{Project}(F)\}$,其中Project(F)表示将所述分类特征矩阵投影为向量, W_1 至 W_n 为各层全连接层的权重矩阵, B_1 至 B_n 表示各层全连接层的偏置矩阵。

[0089] 综上,基于本申请实施例的所述伺服电机的故障智能诊断系统的诊断方法被阐明,其通过傅里叶变换和上下文编码器提取出待诊断伺服电机的振动信号的多个频域统计特征的全局性频域关联特征,并且利用卷积神经网络模型对所述待诊断伺服电机的振动信号的波形图进行局部的深层次的隐含特征的挖掘,在融合这两者的特征信息时,进一步对所述频域关联特征进行基于注意力机制的数据密集修正,以基于分类器的概率表达来使得分类概率具有对不同数据密集度的特征向量的自适应依赖,这样,就提升了联合编码后获得的分类特征矩阵对于分类目标函数的参数自适应性,也就提高了分类准确性以及伺服电机故障诊断的能力

[0090] 以上结合具体实施例描述了本申请的基本原理,但是,需要指出的是,在本申请中提及的优点、优势、效果等仅是示例而非限制,不能认为这些优点、优势、效果等是本申请的各个实施例必须具备的。另外,上述公开的具体细节仅是为了示例的作用和便于理解的作用,而非限制,上述细节并不限制本申请为必须采用上述具体的细节来实现。

[0091] 本申请中涉及的器件、装置、设备、系统的方框图仅作为例示性的例子并且不意图要求或暗示必须按照方框图示出的方式进行连接、布置、配置。如本领域技术人员将认识到的,可以按任意方式连接、布置、配置这些器件、装置、设备、系统。诸如“包括”、“包含”、“具有”等等的词语是开放性词汇,指“包括但不限于”,且可与其互换使用。这里所使用的词汇“或”和“和”指词汇“和/或”,且可与其互换使用,除非上下文明确指示不是如此。这里所使用的词汇“诸如”指词组“诸如但不限于”,且可与其互换使用。

[0092] 还需要指出的是,在本申请的装置、设备和方法中,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申请的等效方案。

[0093] 提供所公开的方面的以上描述以使本领域的任何技术人员能够做出或者使用本申请。对这些方面的各种修改对于本领域技术人员而言是非常显而易见的,并且在此定义的一般原理可以应用于其他方面而不脱离本申请的范围。因此,本申请不意图被限制到在

此示出的方面,而是按照与在此公开的原理和新颖的特征一致的最宽范围。

[0094] 为了例示和描述的目的已经给出了以上描述。此外,此描述不意图将本申请的实施例限制到在此公开的形式。尽管以上已经讨论了多个示例方面和实施例,但是本领域技术人员将认识到其某些变型、修改、改变、添加和子组合。

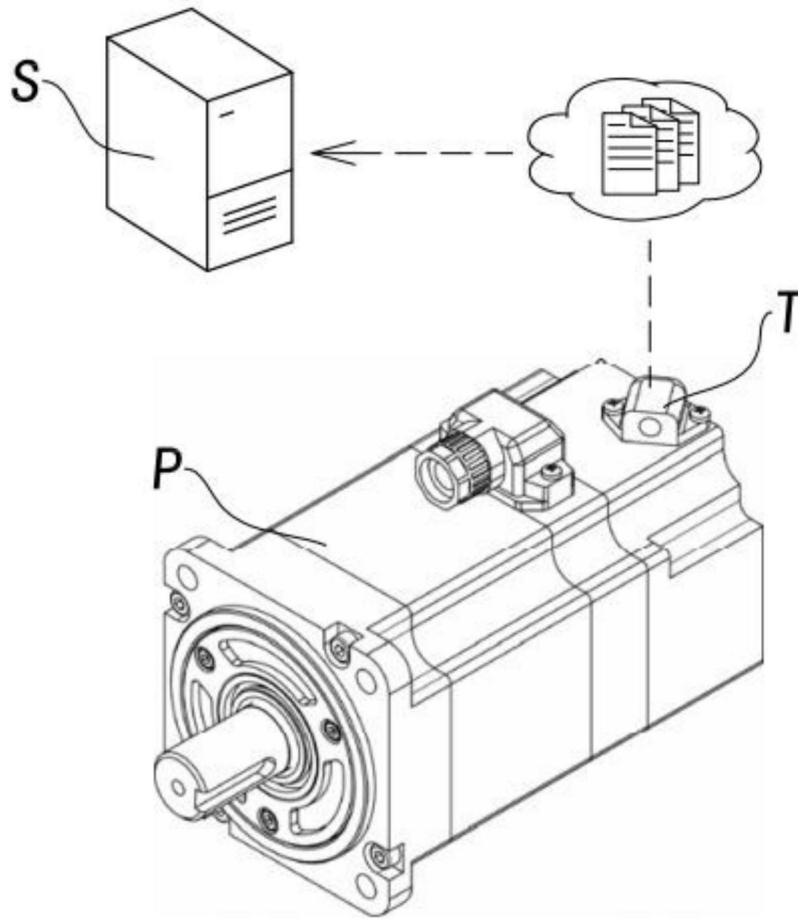


图1

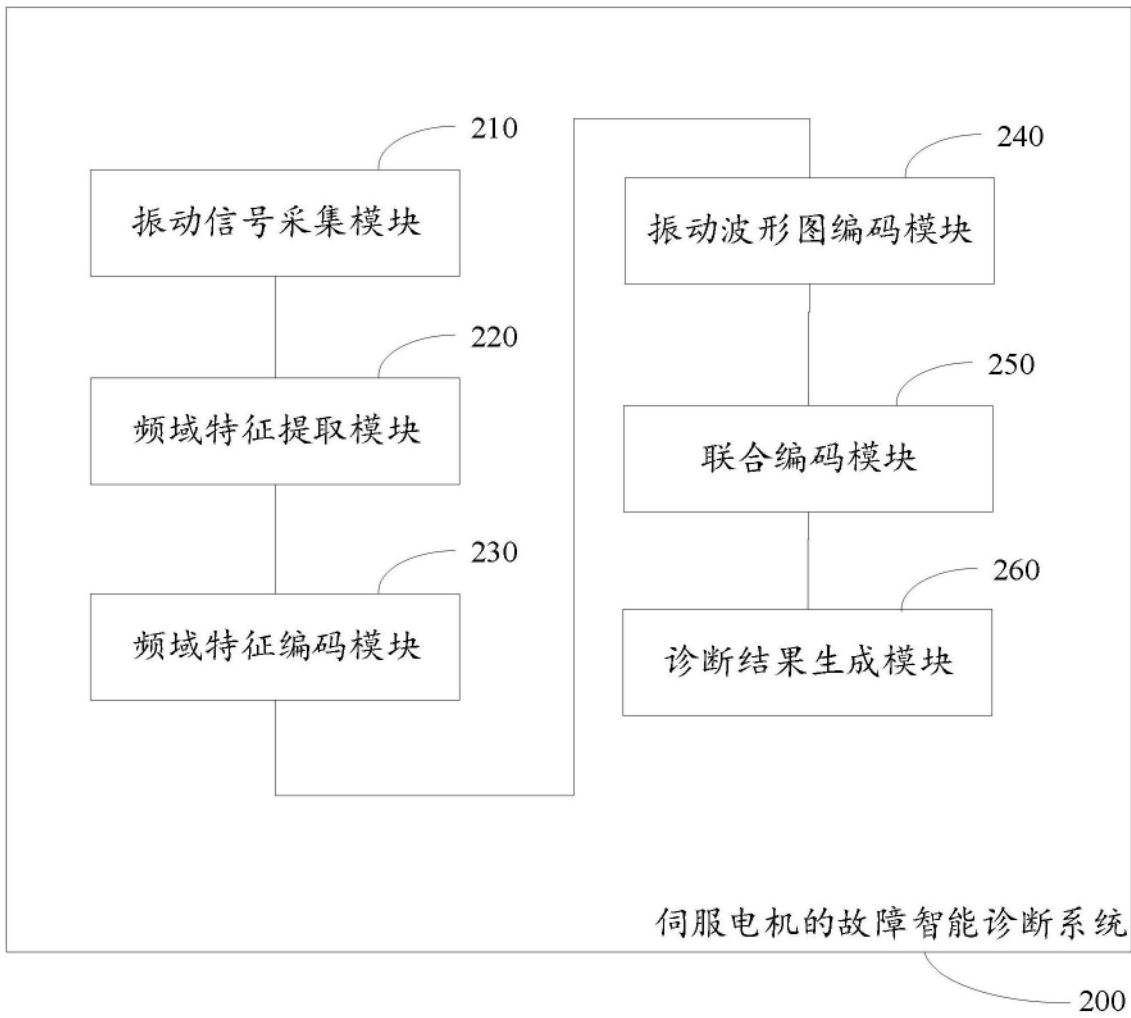


图2

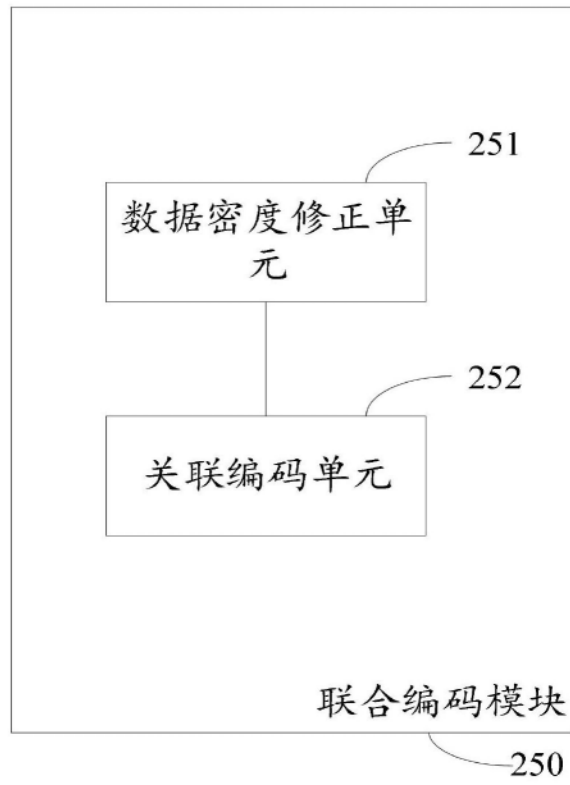


图3

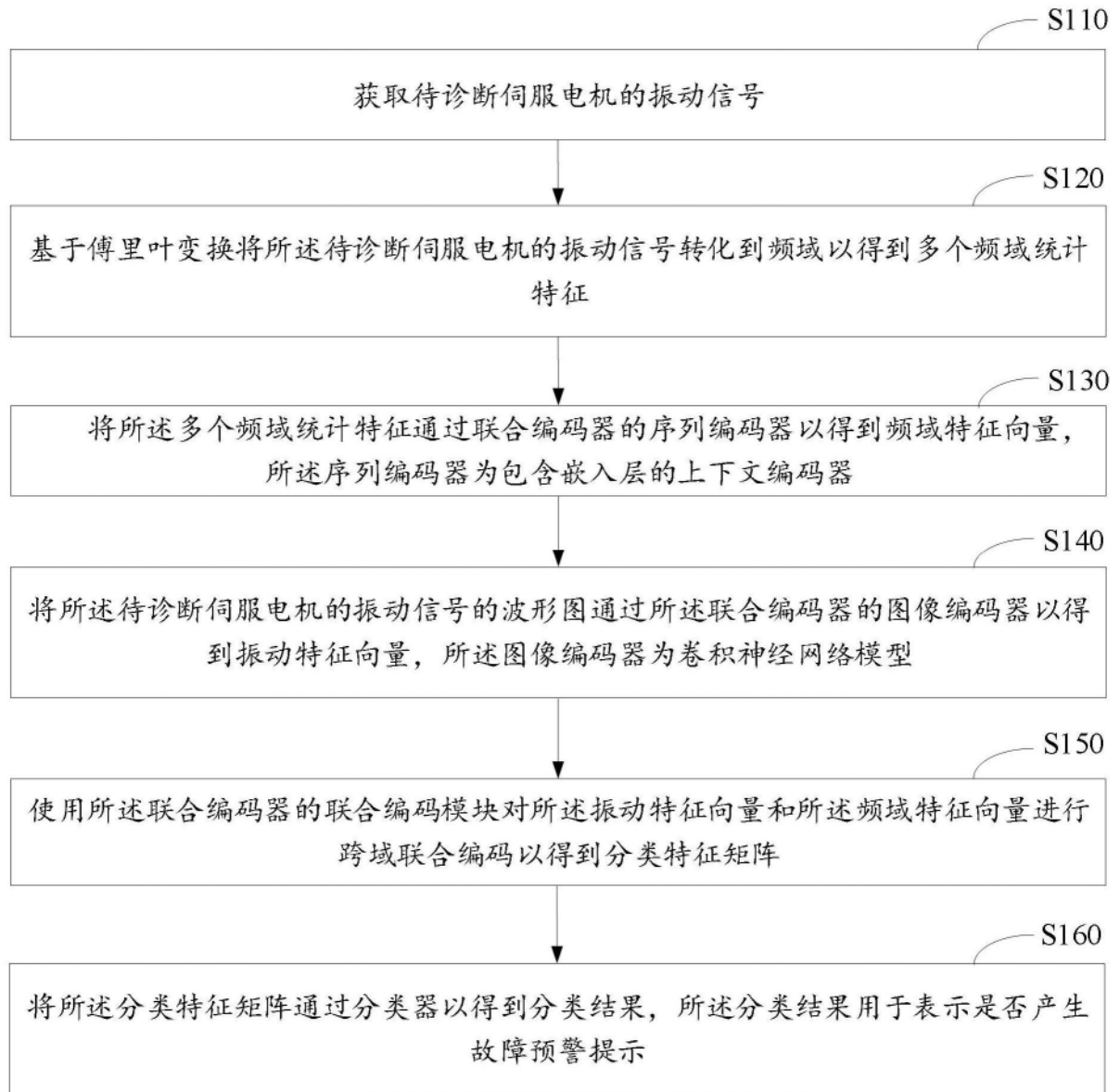


图4

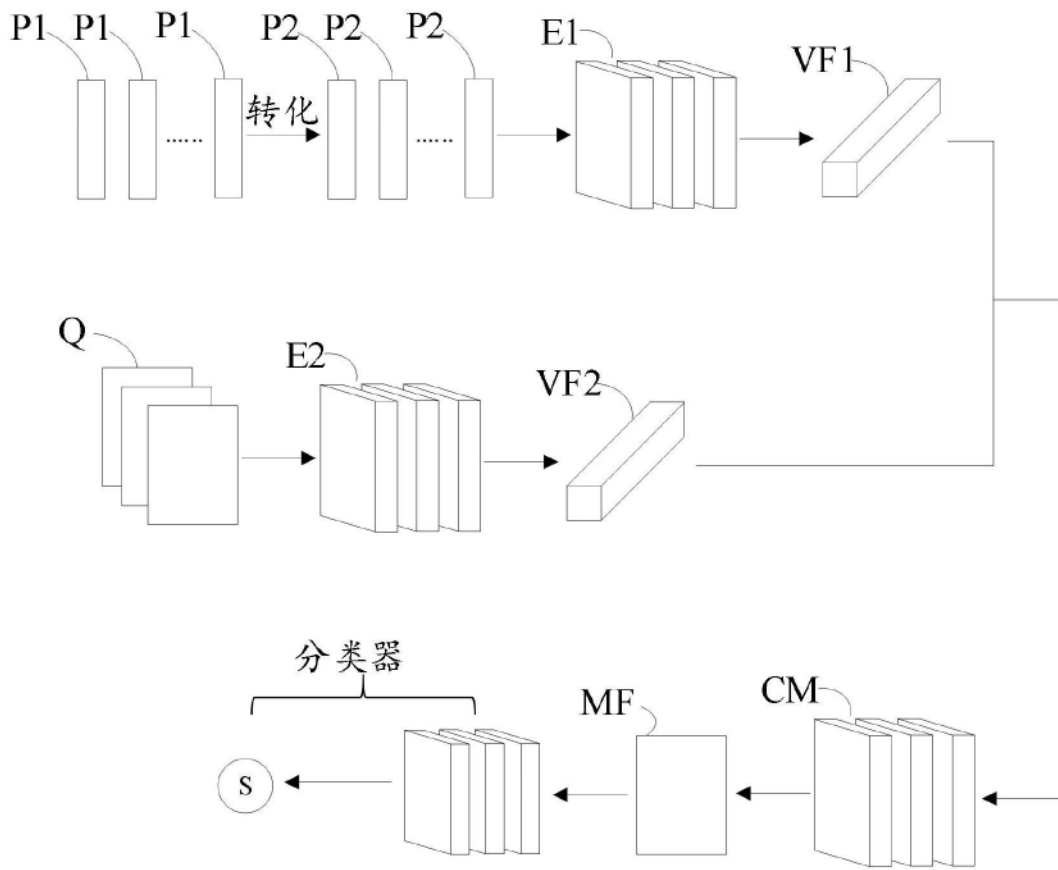


图5