



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113884299 A

(43) 申请公布日 2022. 01. 04

(21) 申请号 202111464289.9

G06T 7/00 (2017.01)

(22) 申请日 2021.12.02

G06T 7/13 (2017.01)

G06T 7/90 (2017.01)

(71) 申请人 武汉市书豪塑胶有限公司

地址 430000 湖北省武汉市蔡甸区侏儒街
马赛村刘家垸27号

(72) 发明人 徐元杰

(74) 专利代理机构 湖北紫鹤知识产权代理事务
所(特殊普通合伙) 42289

代理人 黄建月

(51) Int. Cl.

G01M 13/04 (2019.01)

G01B 11/00 (2006.01)

G01B 11/24 (2006.01)

G01J 3/46 (2006.01)

G01N 21/95 (2006.01)

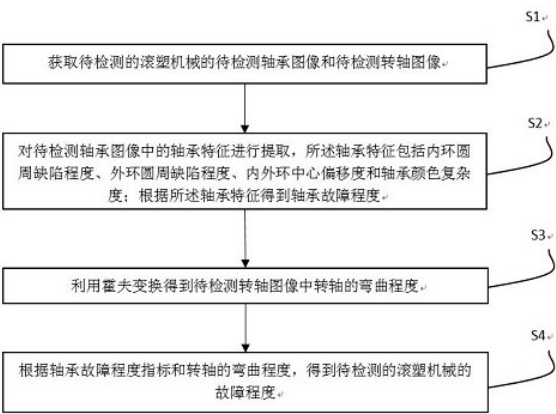
权利要求书3页 说明书10页 附图1页

(54) 发明名称

基于人工智能的滚塑机械故障检测方法

(57) 摘要

本发明涉及机械故障检测技术领域,具体涉及基于人工智能的滚塑机械故障检测方法。方法包括:获取待检测的滚塑机械的待检测轴承图像和待检测转轴图像;对待检测轴承图像中的轴承特征进行提取,所述轴承特征包括内环圆周缺陷程度、外环圆周缺陷程度、内外环中心偏移度和轴承颜色复杂度;根据所述轴承特征得到轴承故障程度;利用霍夫变换获取待检测轴承图像中转轴的弯曲程度;根据轴承故障程度指标和转轴弯曲程度,得到待检测的滚塑机械的故障程度。本发明通过对滚塑机械故障程度进行自动检测,提高了对滚塑机械故障检测的效率。



1. 一种基于人工智能的滚塑机械故障检测方法,其特征在于,该方法包括以下步骤:
获取待检测的滚塑机械的待检测轴承图像和待检测转轴图像;
对待检测轴承图像中的轴承特征进行提取,所述轴承特征包括内环圆周缺陷程度、外环圆周缺陷程度、内外环中心偏移度和轴承颜色复杂度;根据所述轴承特征得到轴承故障程度;
利用霍夫变换得到待检测转轴图像中转轴的弯曲程度;
根据轴承故障程度指标和转轴的弯曲程度,得到待检测的滚塑机械的故障程度。
2. 根据权利要求1所述的一种基于人工智能的滚塑机械故障检测方法,其特征在于,得到轴承的内环圆周缺陷程度的方法包括:
对待检测轴承图像进行灰度化处理,得到待检测轴承图像对应的灰度图;
利用边缘检测算法对待检测轴承图像对应的灰度图的边缘特征进行提取,得到轴承内环的内环边缘和轴承外环的外环边缘;
将内环边缘上的像素点坐标映射到三维空间当中,得到三维空间中的内环边缘数据点;
利用最小二乘法拟合出三维空间中内环边缘数据点的回归线方程;
计算三维空间中的内环边缘数据点与回归线之间的均方误差,得到轴承的内环圆周缺陷程度。
3. 根据权利要求2所述的一种基于人工智能的滚塑机械故障检测方法,其特征在于,得到轴承的外环圆周缺陷程度的方法包括:
将外环边缘上的像素点坐标映射到三维空间当中,得到三维空间中的外环边缘数据点;
利用最小二乘法拟合出三维空间中外环边缘数据点的回归线方程;
计算三维空间中的外环边缘数据点与回归线之间的均方误差,得到轴承的外环圆周缺陷程度。
4. 根据权利要求1所述的一种基于人工智能的滚塑机械故障检测方法,其特征在于,得到内外环中心偏移度的方法包括:
获取多张不同角度的轴承图像;
利用边缘检测算法对各轴承图像的边缘进行提取,得到各轴承图像轴承内环的内环边缘和轴承外环的外环边缘;
从各轴承图像中的内环边缘上任取三个像素点,根据三个像素点的坐标,得到各轴承图像中的轴承内环的中心点坐标;
从各轴承图像中的外环边缘上任取三个像素点,根据三个像素点的坐标,得到各轴承图像中的轴承外环的中心点坐标;
计算各轴承图像对应的轴承内环的中心点和轴承外环的中心点之间的距离,记为各轴承图像对应的中心点距离;
计算各轴承图像对应的中心点距离的平均值,得到待检测轴承图像的内外环中心偏移度。
5. 根据权利要求1所述的一种基于人工智能的滚塑机械故障检测方法,其特征在于,得到轴承颜色复杂度的方法包括:

利用第一语义分割网络对待检测轴承图像进行处理,得到轴承内外环区域图像;

将轴承内外环区域图像转换成Lab模式,得到轴承内外环区域图像中各像素点对应的Lab值;

根据各像素点对应Lab空间的三个通道值,构建各像素点的颜色向量;

根据各像素点的颜色向量,计算各像素点与其对应的八邻域内的像素点的颜色差值向量;

对各像素点与其对应的八邻域内的像素点的颜色差值向量求和,得到各像素点对应的颜色复杂度向量;

将各像素点对应的颜色复杂度向量映射的二维坐标系中,得到各像素点的颜色复杂度向量对应的数据点;

根据各像素点的颜色复杂度向量对应的数据点的坐标,得到所有数据点的均值点坐标和协方差矩阵;根据均值点坐标和协方差矩阵得到,得到轴承颜色复杂度。

6. 根据权利要求4所述的一种基于人工智能的滚塑机械故障检测方法,其特征在于,轴承颜色复杂度的计算公式为:

$$C = (\mu_x)^2 + (\mu_y)^2 + \sum_{xx} + \sum_{yy}$$

其中, C 为轴承颜色复杂度, μ_x 为均值点的横坐标, μ_y 为均值点的纵坐标, $\sum_{xx}$ 为所有数据点的横坐标的方差, $\sum_{yy}$ 为所有数据点的纵坐标的方差。

7. 根据权利要求1所述的一种基于人工智能的滚塑机械故障检测方法,其特征在于,轴承故障程度的计算公式为:

$$F^{bearing} = \frac{1}{(F^{内} + F^{外} + bias + C)^a}$$

其中, $F^{bearing}$ 为轴承故障程度, $F^{内}$ 为内环圆周缺陷程度、 $F^{外}$ 为外环圆周缺陷程度, $bias$ 为内外环中心偏移度, C 为轴承颜色复杂度, a 为轴承故障程度的调节参数。

8. 根据权利要求1所述的一种基于人工智能的滚塑机械故障检测方法,其特征在于,利用霍夫变换得到待检测转轴图像中转轴的弯曲程度,包括:

逐行遍历待检测转轴图像中横向转轴的像素点,将横向转轴的像素点坐标映射到第一霍夫参数空间中;

获取第一霍夫参数空间中各点的投票数,构建第一投票数集合;

计算第一投票数集合的方差,得到横向转轴对应的弯曲程度;

逐列遍历待检测转轴图像中纵向转轴的像素点,将纵向转轴的像素点坐标映射到第二霍夫参数空间中;

获取第二霍夫参数空间中各点的投票数,构建第二投票数集合;

计算第二投票数集合的方差,得到纵向转轴对应的弯曲程度;

将横向转轴对应的弯曲程度和纵向转轴对应的弯曲程度相加,得到检测机械图像中转轴的弯曲程度。

9. 根据权利要求1所述的一种基于人工智能的滚塑机械故障检测方法,其特征在于,待检测的滚塑机械的故障程度的计算公式为:

$$F_{\Xi} = \frac{\delta}{F^{bearing} b} + \frac{\varepsilon}{\sigma_{\Xi}^c}$$

其中, F_{Ξ} 为待检测的滚塑机械的故障程度, $F^{bearing}$ 为轴承故障程度, δ 为第一特征权值, ε 为第二特征权值, b 为第一调节参数, c 为第二调节参数, σ_{Ξ} 为转轴的弯曲程度。

基于人工智能的滚塑机械故障检测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及机械故障检测技术领域,具体涉及基于人工智能的滚塑机械故障检测方法。

背景技术

[0002] 滚塑成型的基本加工过程就是将粉末状或液状的聚合物放在模具里加热,同时模具围绕两个不同的方向进行自转和公转,然后冷却成型。在滚塑成型过程中,滚塑机械会由于离心力的作用,使水平方向和垂直方向的转轴承受巨大的压力,因此在高强度作业的情况下,轴体可能会出现弯曲或断裂的现象;并且在高强度作业的情况下,滚塑机械的轴承处可能出现比较严重的磨损,进而导致物料仓出现非线性的转速波动。这类故障会导致滚塑产品的颜色和透光率不均匀,从而影响滚塑产品质量。现有的对滚塑机械的故障进行检测的技术依赖于专业人员的经验与人为观察,由于人员检测较大程度上依赖人工,因此人员检测存在检测效率较低的问题。

发明内容

[0003] 为了解决对滚塑机械故障检测效率低的问题,本发明的目的在于提供一种基于人工智能的滚塑机械故障检测方法及系统,所采用的技术方案具体如下:

第一方面,本发明一个实施例提供了一种基于人工智能的滚塑机械故障检测方法包括以下步骤:

获取待检测的滚塑机械的待检测轴承图像和待检测转轴图像;

对待检测轴承图像中的轴承特征进行提取,所述轴承特征包括内环圆周缺陷程度、外环圆周缺陷程度、内外环中心偏移度和轴承颜色复杂度;根据所述轴承特征得到轴承故障程度;

利用霍夫变换得到待检测转轴图像中转轴的弯曲程度;

根据轴承故障程度指标和转轴的弯曲程度,得到待检测的滚塑机械的故障程度。

[0004] 优选的,得到轴承的内环圆周缺陷程度的方法包括:

对待检测轴承图像进行灰度化处理,得到待检测轴承图像对应的灰度图;

利用边缘检测算法对待检测轴承图像对应的灰度图的边缘特征进行提取,得到轴承内环的内环边缘和轴承外环的外环边缘;

将内环边缘上的像素点坐标映射到三维空间当中,得到三维空间中的内环边缘数据点;

利用最小二乘法拟合出三维空间中内环边缘数据点的回归线方程;

计算三维空间中的内环边缘数据点与回归线之间的均方误差,得到轴承的内环圆周缺陷程度。

[0005] 优选的,得到轴承的外环圆周缺陷程度的方法包括:

将外环边缘上的像素点坐标映射到三维空间当中,得到三维空间中的外环边缘数

据点；

利用最小二乘法拟合出三维空间中外环边缘数据点的回归线方程；

计算三维空间中的外环边缘数据点与回归线之间的均方误差，得到轴承的外环圆周缺陷程度。

[0006] 优选的，得到内外环中心偏移度的方法包括：

获取多张不同角度的轴承图像；

利用边缘检测算法对各轴承图像的边缘进行提取，得到各轴承图像轴承内环的内环边缘和轴承外环的外环边缘；

从各轴承图像中的内环边缘上任取三个像素点，根据三个像素点的坐标，得到各轴承图像中的轴承内环的中心点坐标；

从各轴承图像中的外环边缘上任取三个像素点，根据三个像素点的坐标，得到各轴承图像中的轴承外环的中心点坐标；

计算各轴承图像对应的轴承内环的中心点和轴承外环的中心点之间的距离，记为各轴承图像对应的中心点距离；

计算各轴承图像对应的中心点距离的平均值，得到待检测轴承图像的内外环中心偏移度。

[0007] 优选的，得到轴承颜色复杂度的方法包括：

利用第一语义分割网络对待检测轴承图像进行处理，得到轴承内外环区域图像；

将轴承内外环区域图像转换成Lab模式，得到轴承内外环区域图像中各像素点对应的Lab值；

根据各像素点对应Lab空间的三个通道值，构建各像素点的颜色向量；

根据各像素点的颜色向量，计算各像素点与其对应的八邻域内的像素点的颜色差值向量；

对各像素点与其对应的八邻域内的像素点的颜色差值向量求和，得到各像素点对应的颜色复杂度向量；

将各像素点对应的颜色复杂度向量映射的二维坐标系中，得到各像素点的颜色复杂度向量对应的数据点；

根据各像素点的颜色复杂度向量对应的数据点的坐标，得到所有数据点的均值点坐标和协方差矩阵；根据均值点坐标和协方差矩阵得到，得到轴承颜色复杂度。

[0008] 优选的，轴承颜色复杂度的计算公式为：

$$C = (\mu_x)^2 + (\mu_y)^2 + \sum_{xx} + \sum_{yy}$$

其中， C 为轴承颜色复杂度， μ_x 为均值点的横坐标， μ_y 为均值点的纵坐标， $\sum_{xx}$ 为所有数据点的横坐标的方差， $\sum_{yy}$ 为所有数据点的纵坐标的方差。

[0009] 优选的，轴承故障程度的计算公式为：

$$F^{bearing} = \frac{1}{(F^{in} + F^{out} + bias + C)^a}$$

其中, $F^{bearing}$ 为轴承故障程度, $F^{内}$ 为内环圆周缺陷程度、 $F^{外}$ 为外环圆周缺陷程度, $bias$ 为内外环中心偏移度, C 为轴承颜色复杂度, a 为轴承故障程度的调节参数。

[0010] 优选的, 利用霍夫变换得到待检测转轴图像中转轴的弯曲程度, 包括:

逐行遍历待检测转轴图像中横向转轴的像素点, 将横向转轴的像素点坐标映射到第一霍夫参数空间中;

获取第一霍夫参数空间中各点的投票数, 构建第一投票数集合;

计算第一投票数集合的方差, 得到横向转轴对应的弯曲程度;

逐列遍历待检测转轴图像中纵向转轴的像素点, 将纵向转轴的像素点坐标映射到第二霍夫参数空间中;

获取第二霍夫参数空间中各点的投票数, 构建第二投票数集合;

计算第二投票数集合的方差, 得到纵向转轴对应的弯曲程度;

将横向转轴对应的弯曲程度和纵向转轴对应的弯曲程度相加, 得到检测机械图像中转轴的弯曲程度。

[0011] 优选的, 待检测的滚塑机械的故障程度的计算公式为:

$$F^{\#} = \frac{\delta}{F^{bearing}{}^b} + \frac{\varepsilon}{\sigma_{\#}{}^c}$$

其中, $F^{\#}$ 为待检测的滚塑机械的故障程度, $F^{bearing}$ 为轴承故障程度, δ 为第一特征权值, ε 为第二特征权值, b 为第一调节参数, c 为第二调节参数, $\sigma_{\#}$ 为转轴的弯曲程度。

[0012] 本发明具有如下有益效果:

本发明首先对获取到的待检测轴承图像中的轴承的内环圆周缺陷程度、外环圆周缺陷程度、内外环中心偏移度和轴承颜色复杂度特征进行提取, 然后将提取到的轴承的特征进行特征融合得到轴承故障程度, 然后利用霍夫变换获取待转轴机械图像中转轴的弯曲程度, 本发明再根据轴承故障程度指标和转轴弯曲程度, 得到待检测的滚塑机械的故障程度。本发明通过对滚塑机械故障程度进行自动检测, 提高了对滚塑机械故障检测的效率。

附图说明

[0013] 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它附图。

[0014] 图1为本发明提供了一种基于人工智能的滚塑机械故障检测方法的流程图;

图2为本发明提供的滚塑机械示意图。

具体实施方式

[0015] 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能效果, 以下结合附图及较佳实施例, 对依据本发明提出的一种基于人工智能的滚塑机械故障检测方

法及系统进行详细说明如下。

[0016] 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。

[0017] 下面结合附图具体的说明本发明所提供的一种基于人工智能的滚塑机械故障检测方法及系统的具体方案。

[0018] 一种基于人工智能的滚塑机械故障检测方法实施例:

如图1所示,本实施例的一种基于人工智能的滚塑机械故障检测方法包括以下步骤:

步骤S1,获取待检测的滚塑机械的待检测轴承图像和待检测转轴图像。

[0019] 为了对滚塑机械的故障程度进行分析,本实施例首先对滚塑机械的特定部位的图像进行采集,具体为:

本实施例主要针对滚塑机械的轴承和转轴两个方面的故障进行检测,因此本实施例首先对滚塑机械中的轴承图像进行采集,在对轴承图像进行采集时,RGB相机拍摄的位置要保证相机能够拍摄到滚塑机械的轴承的正视图。本实施例考虑到由于滚塑机械需要进行自转和公转,因此一般来说滚塑机械有两个轴承,本实施例拍摄的轴承图像的数量需要与滚塑机械中的轴承数量一致。如图2所述,其中1为滚塑机械横向转轴上的轴承,2为滚塑机械纵向转轴上的轴承,3为横向转轴,4为纵向转轴。本实施例接下来以其中一个轴承图像为例进行分析。

[0020] 然后本实施在正对滚塑机械方向上也设置了RGB相机,用于对滚塑机械的整体图像进行获取,得到机械图像。

[0021] 本实施例获取到轴承图像和机械图像之后,为了提升图像质量以确保后续对图像分析的精准度,本实施例首先对采集到的图像进行数据预处理,预处理包括图像增强和去噪。本实施例利用HDRNet对图像进行增强处理,输出为增强后的图像数据。本实施例将预处理后的轴承图像记为待检测轴承图像,将预处理后的机械图像记为待检测机械图像,本实施例中采集到的图像均为RGB格式。

[0022] 本实施例中滚塑机械转轴部分可以划分为横向转轴和纵向转轴,因此为了对滚塑机械的转轴进行分析,本实施例对待检测机械图像中的转轴部分进行提取并区分出横向转轴和纵向转轴,具体为:本实施例利用第二语义分割网络对待检测机械图像进行语义分割,分割出属于横向转轴与纵向转轴的像素点;在经过语义分割之后,本实施例将待检测机械图像进行三值处理,将待检测机械图像中属于横向转轴部分的像素点的像素值设置为1,将属于纵向转轴部分的像素点的像素值设置为2,其余部分的像素点的像素值设置为0,得到待检测转轴图像。本实施例中第二语义分割网络的训练集为多张机械图像,每张图像中的标签数据通过人为的方式对机械图像中的横向转轴和纵向转轴部分的像素点进行标记。本实施例中由于利用语义分割网络实现对特定区域进行划分为现有技术,因此本实施例不再进行赘述。

[0023] 步骤S2,对待检测轴承图像中的轴承特征进行提取,所述轴承特征包括内环圆周缺陷程度、外环圆周缺陷程度、内外环中心偏移度和轴承颜色复杂度;根据所述轴承特征得到轴承故障程度。

[0024] 本实施例基于滚塑机械中特定部件(轴承和转轴)的特征,来对滚塑机械的故障进

行检测,本实施例首先对滚塑机械中的轴承的特征进行分析,以得到轴承的故障程度。本实施例中,步骤S2分为以下几个子步骤:

步骤S2-1,对轴承的内环圆周缺陷程度和外环圆周缺陷程度进行检测。

[0025] 考虑到滚塑机械的在高速旋转时可能会由于轴承部分承压过大,而导致轴承出现内环和外环的缝隙不均匀的现象;当轴承出现内环和外环缝隙不均匀的现象时,滚塑机械在运行过程中,可能会由于轴承的缺陷而导致转轴非正常振动。因此本实施例对滚塑机械的轴承的失圆情况进行分析。本实施例利用KPCA来分别对轴承的内环圆周和外环圆周的失圆率进行分析,以提取内环圆周和外环圆周的缺陷程度,具体为:

本实施例首先对待检测轴承图像的内环和外环的圆周边缘进行提取,提取边缘的具体过程为:本实施例首先将待检测轴承图像进行灰度化,得到待检测轴承图像对应的灰度图;然后利用边缘检测算法对待检测轴承图像对应的灰度图的边缘特征进行提取,最后根据提取到的边缘特征对待检测轴承图像进行三值化处理,得到待检测轴承三值图,其中,将待检测轴承图像中内环边缘上的像素值设置为1,外环边缘上的像素点的像素值设置为2,其余像素点的像素值0,从而提取出待检测轴承图像中轴承内环的内环边缘和轴承外环的外环边缘。

[0026] 本实施例中,边缘检测算法可以使用Canny边缘检测算法对得到的待检测轴承图像进行边缘提取,以得到轴承内环边缘和外环边缘;本实施例中,Canny边缘检测算法为公知技术,因此本实施例不做具体描述;作为其它的实施方式,根据需求的不同也可以使用其他的算法对图像进行边缘提取,例如Sobel边缘检测算法或者Roberts边缘检测算法。

[0027] 本实施例分析轴承内环的内环边缘失圆情况的过程为:本实施例以待检测轴承三值图的中心点作为二维坐标系的原点,以此可以获得内环边缘上的各个像素点的坐标,然后为了确定轴承内环圆周缺陷程度,本实施例将提取到的轴承内环边缘上的各像素点坐标映射到三维空间中,根据三维空间中各像素点对应的数据点的分布情况来确定内环边缘的失圆情况即轴承内环圆周的缺陷情况,具体为:

本实施例将提取到的轴承内环边缘上的各像素点坐标映射到三维空间中,可以得到轴承内环边缘上的各像素点在三维空间中对应的数据点,记为内环边缘数据点。由于原始空间中近似圆形分布的像素点在三维空间中的投影近似为一条直线,因此本实施例将各像素点的坐标映射到三维空间当中,可以将非线性的问题转化为一个线性回归问题,所述原始空间为映射到三维空间之前的二维空间。本实施例中所述原始空间中近似圆形分布的像素点在三维空间中的投影近似为一条直线为现有技术,在此就不再赘述。

[0028] 由于原始空间中近似圆形分布的像素点在三维空间中的投影近似为一条直线,因此本实施例根据三维空间中内环边缘数据点的位置,利用最小二乘法拟合出三维空间中内环边缘数据点的回归线方程。最后计算三维空间中内环边缘数据点与回归线之间的均方误差,本实施例中计算的均方误差可以体现三维空间中内环边缘数据点组成的线段的平滑度,若线段不平滑,说明内环边缘数据点不在一条直线上,即内环边缘组成的形状并不是一个标准的圆;均方误差越大,则内环圆周缺陷程度越大,即滚塑机械故障程度越大。本实施例将均方误差记为轴承的内环圆周缺陷程度。

[0029] 本实施例中外环圆周缺陷程度的计算方法与内环圆周缺陷程度相同,具体为:首先对提取到的轴承外环的外环边缘进行分析,将外环边缘上的像素点坐标映射到三维空间

当中,得到三维空间中的外环边缘数据点;然后利用最小二乘法拟合出三维空间中外环边缘数据点的回归线方程;最后计算出三维空间中的外环边缘数据点与回归线直接的均方误差,得到轴承的外环圆周缺陷程度。

[0030] 步骤S2-2,对轴承的内外环中心偏移度进行检测。

[0031] 考虑到轴承内的滚珠磨损可能会造成内外环之间的契合度降低,那么机械运行过程中,轴承可能出现较强的振动,进一步影响滚塑产品的质量,因此本实施例为了量化轴承内环和外环的间隙,对轴承做了进一步分析,本实施例通过计算内环中心点和外环中心点之间的距离来表示轴承内环和外环的偏移程度,即内外环中心偏移度,具体为:

圆的一般方程为 $x^2 + y^2 + \alpha \cdot x + \beta \cdot y + \gamma = 0$, 因此可以根据圆周上任意的三个点的坐标来确定对应圆的方程和对应圆的圆心点坐标,即 $(-\frac{\alpha}{2}, -\frac{\beta}{2})$ 。

[0032] 本实施例以获得内环中心点的坐标为例,当内环圆周没有缺陷时,内环边缘为一个标准的圆,本实施例可以从该轴承内环边缘上任取三个像素点,将所取的三个像素点的坐标分别带入上式,即可获得该轴承内环边缘组成的圆形的半径和圆心点坐标;但是当轴承内环存在缺陷时,内环边缘所组成的并不是一个标准的圆形,本实施例利用计算圆心点坐标的方式来计算待检测图像中内环边缘组成的形状的中心点坐标,具体为:

本实施通过重复多次随机取点,每次取点的数量均为3,并且每次取的点不能重复,然后将每次取的三个点的坐标带入到圆的一般方程式中,从而可以获得多组参数,每组参数均包括圆的一般方程中的三个参数 α 、 β 、 γ , 因此根据多组参数可以获得多组圆心点坐标。本实施例通过计算多组圆心点坐标的均值,即可更精准的特征轴承内环的中心点坐标。本实施例中多次随机取三点的次数为 $Z = C_M^3$, 其中, M 为内环边缘上像素点的数量, Z 为多次取点的次数。

[0033] 上述为本实施例获取内环中心点的过程,而获取外环中心点的过程与获取内环中心的过程相同,本实施例就不在赘述。本实施例将获取到的内环中心点坐标记为 $(x^{\text{内}}, y^{\text{内}})$, 将外环中心点坐标记为 $(x^{\text{外}}, y^{\text{外}})$, 其中 $x^{\text{内}}$ 为内环中心点的横坐标, $y^{\text{内}}$ 为内环中心点的纵坐标, $x^{\text{外}}$ 为外环中心点的横坐标, $y^{\text{外}}$ 为外环中心点的纵坐标。

[0034] 然后计算内环中心点和外环中心点之间的距离,记为待检测轴承图像对应的中心点距离,计算距离的公式为:

$$D^{\text{内外}} = \sqrt{|x^{\text{内}} - x^{\text{外}}|^2 + |y^{\text{内}} - y^{\text{外}}|^2}$$

其中, $D^{\text{内外}}$ 为内环中心点和外环中心点之间的距离。

[0035] 本实施例考虑到如果内环或外环的形状很不规则,那么在不同的拍摄角度下,拍摄到的内环和外环的形状会有所差异,导致得到的中心点距离的差异也可能会较大,因此本实施例为了使得到的内环中心点和外环中心点之间的距离更加准确,本实施例获取了同

一个轴承的多张不同拍摄角度的轴承图像,利用上述方法得到各轴承图像对应的中心点距离,本实施例将计算各轴承图像对应的中心点距离的平均值作为轴承内外环中心偏移度。具体计算公式为:

$$bias = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^{i=N} D_i^{\text{内外}}$$

其中, $bias$ 为轴承内外环中心偏移度, N 为采集的轴承图像的数量, $D_i^{\text{内外}}$ 为第*i*张轴承图片对应的内环中心点和外环中心点之间的距离。

[0036] 步骤S2-3,对轴承颜色复杂度进行检测。

[0037] 本实施例还考虑到滚塑机械轴承的磨损还会导致轴承表面的颜色不均匀,因此为了更加准确的对滚塑机械轴承的故障情况进行检测,本实施例还对待检测轴承图像中轴承表面的颜色复杂度进行分析。本实施例利用色差公式计算轴承图像中每个像素点与其邻域八个像素点的色差,以表征该像素点的颜色复杂度,进而综合内外环部分所有像素点的颜色复杂度指标,得到轴承颜色复杂度,具体为:

本实施例述首先利用训练好的第一语义分割网络对待检测轴承图像进行语义分割,以分割出待检测轴承图像中内环和外环部分,得到轴承内外环区域图像,轴承内外环区域图像用于对轴承内环区域和外环区域的颜色复杂度特征进行提取。本实施例中第一语义分割网络的训练集为多张轴承图像,每张图像中的标签数据通过人为的方式对轴承内环和外环部分的像素点进行标记。

[0038] 然后本实施例将获取到的轴承内外环区域图像的RGB模式转换为Lab模式,利用轴承内外环区域图像中各像素点对应的Lab值对轴承的颜色复杂度进行分析,具体为:

首先根据轴承内外环区域图像中各像素点对应的Lab三个通道的值构建出各像素点对应的颜色向量,对于图像中的某一像素点P来说,像素点P指向其邻域内某个邻域像素点的方向就是像素点P与该邻域像素点之间色差的指向。该像素点与像素点P的色差计算公式为:

$$\Delta E = [(L_p - L_i)^2 + (a_p - a_i)^2 + (b_p - b_i)^2]^{1/2}$$

其中, ΔE 为色差值, L_p 为像素点P对应的L通道的值, a_p 为像素点P对应的a通道的值, b_p 为像素点P对应的b通道的值, L_i 为像素点P邻域内第*i*各像素点对应的L通道的值, a_i 为像素点P邻域内第*i*各像素点对应的a通道的值, b_i 为像素点P邻域内第*i*各像素点对应的b通道的值。根据像素点P指向像素点P邻域内第*i*各像素点的方向和像素点P与像素点*i*的色差,即可得到像素点P与像素点*i*的颜色差值向量。

[0039] 根据上述分析,本实施例获取了轴承内外环区域图像中各像素点与其对应的八邻域内的像素点的颜色差值向量;然后将各像素点对应的八个颜色差值向量求和,即可得到各像素点对应的颜色复杂度向量,该向量反映各像素点八邻域内颜色变化的方向与幅度。

[0040] 本实施例为了方便分析,将各像素点对应的颜色复杂度向量映射到二维坐标系,得到各像素点的颜色复杂度向量对应的数据点;本实施例以像素点P对应的颜色复杂度

向量为例进行分析,本实施例将像素点P对应的颜色复杂度向量记为 $E^P = [x, y]$,其中 E^P 为像素点P的颜色复杂度向量, $[x, y]$ 为像素点P对应的颜色复杂度向量映射在二维坐标系上的数据点坐标,x为数据点的横坐标,y为数据点的纵坐标;在坐标系中 $x^2 + y^2$ 表示像素点P在八邻域内的颜色变化幅度,且坐标系原点指向点 $[x, y]$ 的方向即为像素点P在八邻域内颜色变化的方向。

[0041] 在二维坐标系中横轴为图像的行方向,纵轴为图像的列方向,其中每个数据点都表征了某个像素点对应的颜色复杂度向量,若数据点越接近坐标原点,则说明该数据点对应的像素点在八邻域内的颜色变化越小,颜色越均匀。当坐标系中数据点的分布越紧凑,且越靠近坐标系原点时,则认为轴承内外环区域图像全局范围内的颜色变化越小,轴承的颜色越均匀,即轴承缺陷程度越小。

[0042] 本实施例基于坐标系中各数据点的分布情况进行分析,具体为:

本实施例根据坐标系中各数据点的坐标,计算各数据点坐标的平均值,得到均值点,本实施例将均值点记为 $\mu_E = [\mu_x, \mu_y]$,其中 μ_E 为均值点, μ_x 为均值点的横坐标, μ_y 为均值点的纵坐标,本实施例中均值点的位置与原点之间的距离可以反映出轴承内外环区域图像整体的颜色变化大小,即轴承表面的颜色变化大小;然后本实施例还计算了坐标系中所有数据点横坐标的方差和纵坐标的方差,即所有像素点对应的颜色复杂度向量在x方向上的方差和y方向的方差。本实施例基于上述计算的均值点和方差可以得到轴承内外环区域图像颜色均匀度,即轴承颜色复杂度,本实施例计算轴承颜色复杂度的公式为:

$$C = (\mu_x)^2 + (\mu_y)^2 + \sum_{xx} + \sum_{yy}$$

其中, C 为轴承颜色复杂度, $\sum_{xx}$ 为所有数据点的横坐标的方差, $\sum_{yy}$ 为所有数据点的纵坐标的方差。

[0043] 上式中当 $(\mu_x)^2 + (\mu_y)^2$ 越小时,说明均值点越靠近坐标原点;当 $\sum_{xx} + \sum_{yy}$ 越小时,则说明数据点之间越紧凑,即所有数据点越靠近均值点。当均值点越靠近原点且各数据点越靠近均值点时,则轴承颜色复杂度越小,说明轴承内外环区域图像的颜色复杂度越低,轴承表面的颜色分布越均匀,进一步可以说明轴承缺陷越小。

[0044] 本实施根据上述步骤S2-1、S2-2和步骤S2-3得到的待检测轴承图像对应的内环圆周缺陷程度、外环圆周缺陷程度、内外环中心偏移度和轴承颜色复杂度,可得到待检测轴承图像对应的轴承故障程度。本实施例中内环圆周缺陷程度和外环圆周缺陷程度越大,则轴承的故障可能性越高,此外内外环中心偏移度越大,则轴承故障可能性越高;轴承颜色复杂度越大,则轴承可能出现的磨损和锈蚀越严重,则故障也可能性越高。因此本实施将得到的各个特征进行融合,构建轴承故障程度指标,本实施例中轴承故障程度的计算公式为:

$$F^{bearing} = \frac{1}{(F^{in} + F^{out} + bias + C)^a}$$

其中, $F^{bearing}$ 为轴承故障程度, $F^{内}$ 为内环圆周缺陷程度、 $F^{外}$ 为外环圆周缺陷程度, a 为轴承故障程度的调节参数, 本实施例中 a 的取值应小于零, 并且为了避免为偶函数, a 不能取偶数。 $F^{bearing}$ 值越大, 说明轴承的故障程度越高; 反之 $F^{bearing}$ 值越小, 说明轴承的故障程度越小。由于轴承零件需要较高的精度, 因此故障程度上升的速率应适当调整, 以确保当相关参数较小的提升即可导致故障程度较大的升高, 因此, 本实施例设置 $a=-3$, 具体可根据实际需要进行设置。

[0045] 如步骤S1所述, 滚塑机械中的轴承往往是两个, 因为本实施例按照步骤S2所述的方法计算每个轴承的故障程度, 因此每个轴承均可得到其对应的故障程度, 然后本实施例计算各个轴承对应的故障程度的均值, 将计算得到的均值作为最终的轴承故障程度 $F^{bearing}$ 。

[0046] 步骤S3, 利用霍夫变换得到待检测转轴图像中转轴的弯曲程度。

[0047] 由于滚塑机械在运行过程中受离心力的影响, 滚塑机械的转轴可能会承受较大的压力, 进而导致转轴出现塑性弯曲, 从而导致滚塑机械出现故障。因此本实施例通过对待检测转轴图像中的横向转轴和纵向转轴的弯曲情况进行分析, 以判断转轴故障情况。具体为:

本实施例利用霍夫变换分别对待检测转轴图像中的横向转轴和纵向转轴进行处理, 以分析转轴的弯曲程度, 具体为:

首先逐行遍历待检测转轴图像中横向转轴的像素点, 即像素值为1的像素点, 将每行中像素值为1的像素点的坐标映射到第一霍夫参数空间中, 其中待检测转轴图像中的每行中像素值为1的像素点形成的直线在第一霍夫参数空间中的表征为一个点。

[0048] 本实施例在遍历过程中记录了第一霍夫参数空间中每个点的投票数, 将第一霍夫参数空间中多个点的投票数记为 $H = \{H_1, H_2, \dots, H_N\}$, 其中 H 为第一霍夫参数空间中所有点的投票数的集合, H_1 为第一霍夫参数空间中第一个点的投票数, H_2 为第一霍夫参数空间中第二个点的投票数, H_N 为第一霍夫参数空间中第 N 个点的投票数。然后本实施例计算集合 H 中数据的方差, 若 H 中数据的方差不为0, 则表明第一霍夫参数空间中有多点, 说明待检测转轴图像中横向转轴上检测到了曲线; 若 H 中数据的方差为0, 则表明第一霍夫参数空间中只有1个点, 说明待检测转轴图像中横向转轴为一条直线, 因此方差越大, 说明横向转轴的弯曲程度越大, 本实施例将 H 中数据的方差记为横向转轴的弯曲程度 σ_H^x 。

[0049] 同理, 逐列遍历待检测转轴图像中纵向转轴的像素点, 即像素值为2的像素点, 将每列中像素值为2的像素点的坐标映射到第二霍夫参数空间中, 利用与获取横向转轴弯曲程度相同的方式计算出纵向转轴的弯曲程度为 σ_H^y 。本实施例滚塑机械中的转轴整体的弯曲程度为 $\sigma_{\Xi} = \sigma_H^x + \sigma_H^y$, 其中 σ_{Ξ} 为转轴的弯曲程度, 并且 σ_{Ξ} 越大, 则说明转轴的弯曲程度越高, 故滚塑机械的故障程度越高。

[0050] 步骤S4,根据轴承故障程度指标和转轴的弯曲程度,得到待检测的滚塑机械的故障程度。

[0051] 为了对滚塑机械整体的故障程度进行分析,本实施例将步骤S2和步骤S3得到的滚塑机械的轴承故障程度和转轴的弯曲程度进行特征融合,从而得到待检测的滚塑机械故障程度,当轴承故障程度和转轴的弯曲程度越大时,说明滚塑的故障越大,因此本实施例利用数学建模的方法拟合出轴承故障程度与转轴的弯曲程度之间的函数关系,本实施例中计算滚塑机械的故障程度的公式为:

$$F_{\Xi} = \frac{\delta}{F_{bearing}^b} + \frac{\varepsilon}{\sigma_{\Xi}^c}$$

其中, F_{Ξ} 为待检测的滚塑机械的故障程度, δ 为第一特征权值, ε 为第二特征权值, b 为第一调节参数, c 为第二调节参数。本实施例设置中 b 和 c 是为了确保即使滚塑机械有较小的缺陷,其缺陷程度也能够迅速的上升,从而满足滚塑机械高精度的需求,并且为了确保轴承故障程度和转轴的弯曲程度越大,则待检测的滚塑机械的故障程度越大,本实施例中 b 和 c 的取值应该为负数,本实施设置 $b=c=-4$;除此之外 δ 和 ε 分别为滚塑机械中的轴承和转轴赋予了不同的关注度,本实施例设置 $\delta = 0.4$, $\varepsilon = 0.6$ 。本实施例中上式的调节参数和权值可以根据实际需要进行设置。

[0052] 最后本实施例通过判断待检测的滚塑机械的故障程度是否大于故障程度阈值,来判断滚塑机械的故障程度,若待检测的滚塑机械的故障程度大于设定的故障程度阈值,说明该滚塑机械存在故障,需要对该滚塑机械进行检修。本实施例中,故障程度阈值的设定有实际需要进行设定。

[0053] 本实施例首先对获取到的待检测轴承图像中的轴承的内环圆周缺陷程度、外环圆周缺陷程度、内外环中心偏移度和轴承颜色复杂度特征进行提取,然后将提取到的轴承的特征进行特征融合得到轴承故障程度,然后利用霍夫变换获取待转轴机械图像中转轴的弯曲程度,本发明再根据轴承故障程度指标和转轴弯曲程度,得到待检测的滚塑机械的故障程度。本实施例通过对滚塑机械故障程度进行自动检测,提高了对滚塑机械故障检测的效率。

[0054] 需要说明的是:以上所述仅为本发明的较佳实施例,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

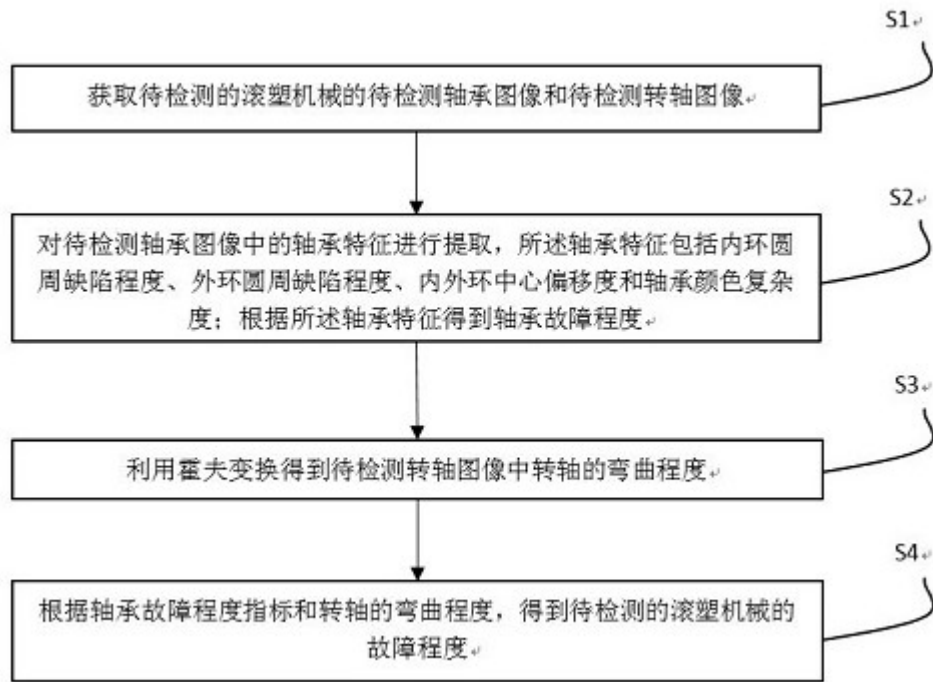


图1

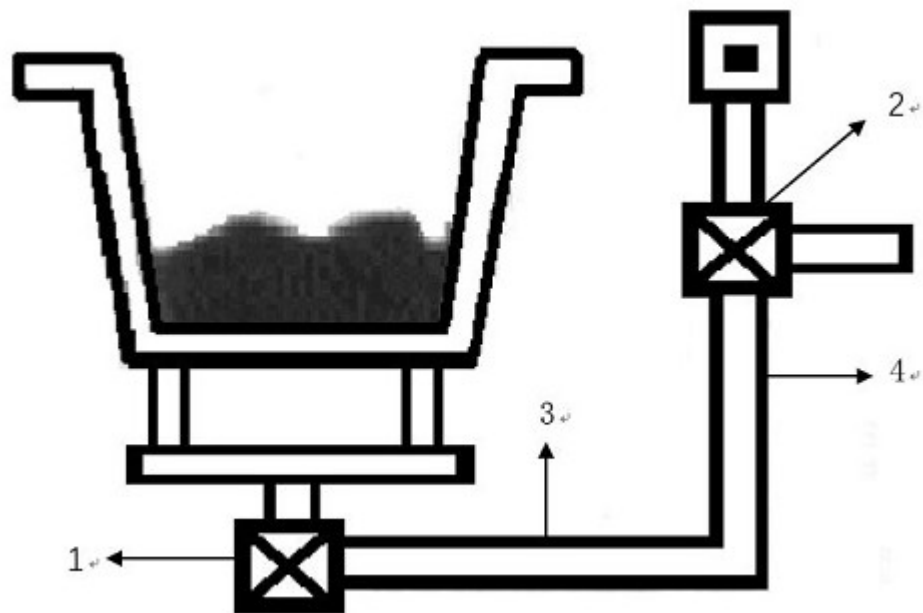


图2