



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 115112509 B

(45) 授权公告日 2024.06.11

(21) 申请号 202210516635.1

CN 113392849 A, 2021.09.14

(22) 申请日 2022.05.09

WO 2020263358 A1, 2020.12.30

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 115112509 A

印峰等. Automated measurement of vickers hardness using image segmentation with neural .《Measurement》. 2021, 全文.

(43) 申请公布日 2022.09.27

苑丹丹; 阎相伊; 路丹丹; 李宁. 基于R-FCN深层卷积神经网络的金属冲压件表面缺陷检测. 工程机械. 2020, (01), 全文.

(73) 专利权人 湘潭大学

地址 411105 湖南省湘潭市雨湖区湘潭大学

审查员 张珊珊

(72) 发明人 印峰 尹家智 潘佳豪 廖光年

李明珠 谢青松 黄欣 王星晓

肖雄兵

(51) Int. Cl.

G01N 3/46 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 112528913 A, 2021.03.19

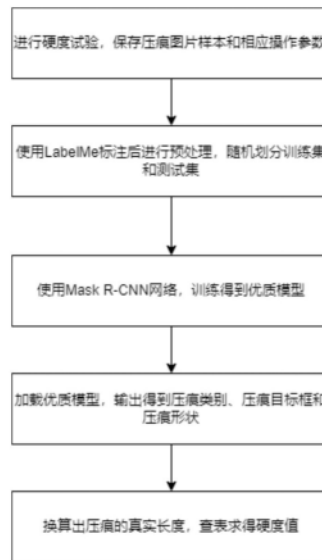
权利要求书1页 说明书4页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于Mask R-CNN网络的材料表面压痕测量方法

(57) 摘要

本发明公开了一种Mask R-CNN网络的材料表面压痕测量方法,包括以下步骤:步骤一:采集多个样本在显微镜下的压痕图片与操作参数,预处理后构建训练样本集;步骤二:搭建一个基于Mask R-CNN的神经网络,利用步骤一中的训练样本集对神经网络进行训练,得到优质网络模型;步骤三:加载优质网络模型,输入压痕图片得到压痕类别、压痕目标框和压痕形状,将压痕目标框做相应数学转换,得到压痕的真实长度。本发明鲁棒性高,与现有方法相比,不仅能精确测量压痕长度,还能同时识别压痕类别和提取压痕具体形状。



1. 一种基于MaskR-CNN网络的材料表面压痕测量方法,其特征在于,该方法包括以下步骤:

步骤一:采集多个样本在显微镜下的压痕图片与操作参数,预处理后构建训练样本集;

将多个样本进行维氏、布氏硬度试验,获得原始压痕图片样本,保存压痕类别、图片长 $H_{raw}$ 、图片宽 $W_{raw}$ 、图像比例尺scale参数;其中维氏硬度试验压痕使用Vickers表示,布氏硬度试验压痕使用Brinell表示;

使用labelme软件对原始压痕图片采用多边形的方式标注压痕轮廓,得到包含原始图片、压痕形状和类别的JSON文件;

然后,将JSON文件转为训练需要的COCO数据集格式的图片 and 标注文件,按比例构建训练集和验证集;

步骤二:搭建一个基于MaskR-CNN的神经网络,利用步骤一中的训练样本集对神经网络进行训练,得到优质网络模型;

搭建一个基于MaskR-CNN的深度神经网络,其中包括带有特征金字塔FPN的ResNet 101网络、区域建议网络RPN、ROIAlign层、分类与回归分支和掩膜分支;

利用步骤一中的训练样本集对上述MaskR-CNN神经网络进行训练,得到优质网络模型;为了加快运行和特征学习速度,特征提取网络采用从MS COCO数据集获得的预训练权重进行模型微调;在训练过程中,采用随机梯度算法与多任务损失函数L进行算法优化;

多任务损失函数 $L=L_{cls}+L_{bbox}+L_{mask}$ ,其中 $L_{cls}$ 即分类损失, $L_{bbox}$ 即回归框损失, $L_{mask}$ 即分割损失;

步骤三:加载优质网络模型,将压痕图片输入得到压痕类别、压痕目标框和压痕形状,将压痕目标框做相应数学转换,得到压痕的真实长度。

2. 根据权利要求1所述的基于Mask R-CNN网络的材料表面压痕测量方法,其特征在于,所述步骤三具体包括:

加载步骤二得到的优质网络模型,将压痕图片输入得到压痕类别、压痕目标框和压痕形状;

输出结果中Vickers表示为维氏硬度试验压痕,Brinell表示为布氏硬度试验压痕;

压痕由目标框包围,维氏硬度试验压痕为菱形,布氏硬度试验压痕为圆形;

根据目标框获得压痕的长度 $Length_h$ 与宽度 $Length_w$ ,单位均为像素;输出的图片长为 $H_{pre}$ ,宽为 $W_{pre}$ ,单位均为像素,计算出压痕的平均长度;

$$Length_{average} = \frac{1}{2} (Length_h * \frac{H_{raw}}{H_{pre}} + Length_w * \frac{W_{raw}}{W_{pre}}) \quad (1)$$

从原始操作文件中获取图像比例尺scale,获取实际比例尺在显微图像中对应的像素 $scale_{pixel}$ ,从而计算出压痕的实际长度

$$Length_{true} = Length_{average} * \frac{scale}{scale_{pixel}} \quad (2)。$$

## 一种基于Mask R-CNN网络的材料表面压痕测量方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及材料硬度测量领域,尤其涉及一种基于Mask R-CNN网络的材料表面压痕测量方法。

### 背景技术

[0002] 硬度是衡量材料硬度和柔软度的力学指标,表示在表面的局部体积内抵抗变形的能力。根据试验方法和适应范围的不同,硬度单位可分为布氏硬度、维氏硬度和洛氏硬度等。常用的布氏、维氏等硬度试验法,需要对正四菱体金刚石或硬质合金球施加试验力压入试样表面,经规定保持时间后,卸除试验力,通过显微镜获取相应的压痕图像样本,人工读取压痕的对角线或直径的长度,然后查表求得硬度值。传统的硬度试验法不仅耗费较大的人力成本,同时增加误测、漏测的可能性,且仅限获得测量压痕长度,不能提供压痕的整体形状。而根据压痕形状可以了解被测金属的特性,有助于缩短质检流程。

[0003] 因此,如何实现精确、快速、同步地实现压痕长度测量与形状提取,是目前需要解决的问题。

### 发明内容

[0004] 本发明通过采集显微镜下的压痕图像,利用设计的一种基于Mask R-CNN网络的压痕测量方法,可同步完成压痕的长度测量与形状提取。

[0005] 本方法采用的技术方案如下:

[0006] 一种基于Mask R-CNN网络的材料表面压痕测量方法,其特征在于,包括以下步骤:

[0007] 步骤一:采集多个样本在显微镜下的压痕图片与操作参数,预处理后构建训练样本集;

[0008] 步骤二:搭建一个基于Mask R-CNN的神经网络,利用步骤一中的训练样本集对神经网络进行训练,得到优质网络模型;

[0009] 步骤三:加载优质网络模型,将压痕图片输入得到压痕类别、压痕目标框和压痕形状,将压痕目标框做相应数学转换,得到压痕的真实长度;

[0010] 进一步的,本发明的所述步骤一具体包括:

[0011] 将多个样本进行维氏、布氏硬度试验,获得原始压痕图片样本,保存压痕类别、图片长 $H_{\text{raw}}$ 、图片宽 $W_{\text{raw}}$ 、图像比例尺scale等参数。其中维氏硬度试验压痕使用Vickers表示,布氏硬度试验压痕使用Brinell表示;

[0012] 使用labelme软件对原始压痕图片采用多边形的方式标注压痕轮廓,得到包含原始图片、压痕形状和类别的JSON文件;

[0013] 然后,将JSON文件转为训练需要的COCO数据集格式的图片 and 标注文件,按比例构建训练集和验证集;

[0014] 进一步的,本发明的所述步骤二具体包括:

[0015] 搭建一个基于Mask R-CNN的神经网络,其中包括带有特征金字塔的ResNet 101网

络、区域推荐网络RPN、ROI Align层、分类与回归分支和掩膜分支等；

[0016] 其中,主干网络采用带有特征金字塔网络的ResNet 101网络,ResNet 101表示层数为101的深度残差神经网络,特征金字塔网络采用自顶向下的结构和横向链接,用来融合具有高分辨率的浅层特征和具有丰富语义信息的深层特征,从而快速构建在所有尺度上都具有强语义信息的特征金字塔。通过带有特征金字塔网络的ResNet 101网络,可以生成四种不同尺寸的特征图；

[0017] 区域推荐网络主要用于生成候选框,即带有前景、背景和包围框信息的区域。通过在特征图中使用滑动窗口遍历,生成若干个瞄框,计算每个瞄框与目标框相交区域的面积比率,过滤掉分类分数低的瞄框,完成对背景与目标的二分类,最终得到所需要的候选框；

[0018] ROI Align层在池化时采用双线性插值计算坐标值为浮点数的像素点值,将区域推荐网络生成并筛选后的框所对应的区域转变成特定大小的特征图；

[0019] 分类与回归分支是将归一化的感兴趣区域传入全连接层中,利用神经网络训练,预测生成图像的分类与目标框；

[0020] 掩膜分支将归一化的感兴趣区域传入全连接层中,利用神经网络训练,预测生成目标的掩膜；

[0021] 利用步骤一中的训练样本集对上述Mask R-CNN神经网络进行训练,得到优质网络模型。为了加快运行和特征学习速度,特征提取网络采用从ImageNet数据集获得的预训练权重进行模型微调;在训练过程中,采用随机梯度算法与多任务损失函数L进行算法优化；

[0022] 多任务损失函数 $L=L_{cls}+L_{bbox}+L_{mask}$ ,其中 $L_{cls}$ 即分类损失, $L_{bbox}$ 即回归框损失, $L_{mask}$ 即分割损失。

[0023] 进一步的,本发明的所述步骤三具体包括:

[0024] 加载步骤二得到的优质网络模型,将压痕图片输入得到压痕类别、压痕目标框和压痕形状。压痕类别中Vickers表示维氏硬度试验压痕,Brinell表示布氏硬度试验压痕。压痕形状由压痕目标框包围,根据获得压痕的长度与宽度 $Length_h$ 和 $Length_w$ 其单位为像素;输出的图片长为 $H_{pre}$ ,宽为 $W_{pre}$ ;从原始操作文件中获取图像比例尺scale,获取实际比例尺在显微图像中对应的像素 $scale_{pixel}$ ,从而将相应的压痕长度转换为实际长度:

$$[0025] \quad Length_{true} = \frac{1}{2} \left( Length_h * \frac{H_{raw}}{H_{pre}} + Length_w \frac{W_{raw}}{W_{pre}} \right) * \frac{scale}{scale_{pixel}} \quad (1)$$

[0026] 本发明提供的基于Mask R-CNN网络的材料表面压痕测量方法,与现有方法相比有以下优点:

[0027] (1) 本发明提供的基于Mask R-CNN网络的材料表面压痕测量方法,本发明采用神经网络进行硬度测量,拥有更强的鲁棒性;

[0028] (2) 本发明提供的基于Mask R-CNN网络的材料表面压痕测量方法,能在测量材料硬度压痕长度的同时提取出压痕形状和压痕类别,极大的方便了实际测量使用。

## 附图说明

[0029] 下面将结合附图及实施例对本发明作进一步说明,附图中:

[0030] 图1示出了本发明实施例中的一种Mask R-CNN网络的材料表面压痕测量方法的原始图片和预测后输出图片。

[0031] 图2是本发明实施例中的流程示意图。

[0032] 图3示出了本发明的方法中应用到的Mask R-CNN网络示意图。

### 具体实施方式

[0033] 为了使本发明的目的及技术方案更加清楚明白,以下结合附图和实施例,对本发明的应用原理作详细的描述。但本发明的保护范围并不限于以下具体实施例。

[0034] 除非另有定义,下文中所使用的所有专业术语与本领域技术人员通常理解含义相同。本文中所使用的专业术语只是为了描述具体实施例的目的,并不是旨在限制本发明的保护范围。

[0035] 实施例1:

[0036] 如图1、图2、图3所示,本发明提供一种基于Mask R-CNN网络的材料表面压痕测量方法具体步骤如下:

[0037] 步骤一:采集多个样本在显微镜下的压痕图片与操作参数,预处理后构建训练样本集;

[0038] 步骤二:搭建一个基于Mask R-CNN的神经网络,利用步骤一中的训练样本集对神经网络进行训练,得到优质网络模型;

[0039] 步骤三:加载优质网络模型,将压痕图片输入得到压痕类别、压痕目标框和压痕形状,将压痕目标框做相应数学转换,得到压痕的真实长度;

[0040] 进一步的,本发明的所述步骤一具体包括:

[0041] 将多个样本进行维氏、布氏硬度试验,获得原始压痕图片样本,保存压痕类别、图片长 $H_{raw}$ 、图片宽 $W_{raw}$ 、图像比例尺scale等参数。其中维氏硬度试验压痕使用Vickers表示,布氏硬度试验压痕使用Brinell表示;

[0042] 使用labelme软件对原始压痕图片采用多边形的方式标注压痕轮廓,得到包含原始图片、压痕形状和类别的JSON文件;

[0043] 然后,将JSON文件转为训练需要的COCO数据集格式的图片 and 标注文件,按比例构建训练集和验证集;

[0044] 进一步的,本发明的所述步骤二具体包括:

[0045] 搭建一个基于Mask R-CNN的神经网络,其中包括带有特征金字塔的ResNet 101网络、区域推荐网络RPN、ROI Align层、分类与回归分支和掩膜分支等;

[0046] 其中,主干网络采用带有特征金字塔网络的ResNet 101网络,其中ResNet 101表示层数为101的深度残差神经网络,特征金字塔网络采用自顶向下的结构和横向链接,用来融合具有高分辨率的浅层特征和具有丰富语义信息的深层特征,从而快速构建在所有尺度上都具有强语义信息的特征金字塔。通过带有特征金字塔网络的ResNet 101网络,可以生成P2、P3、P4、P5、P6五种不同尺寸的特征图;

[0047] 区域推荐网络主要用于生成候选框,即带有前景、背景和包围框信息的区域。通过公式计算决定使用的特征图层次:

$$[0048] \quad k = [k_0 + \log_2(\sqrt{wh}/224)] \quad (1)$$

[0049] 其中,224表示用于预训练的ImageNet图片的大小,w和h表示感兴趣区域ROI的长和宽, $k_0$ 表示面积为 $w \times h = 224 \times 224$ 的ROI所在的层级,k为最后求得特征图层次。如将 $k_0$

设置成4,即 $w \times h = 224 \times 224$ 的ROI应该从P4中选择;

[0050] 通过在特征图中使用滑动窗口遍历,生成若干个瞄框,计算每个瞄框与目标框相交区域的面积比率,过滤掉分类分数低的瞄框,完成对背景与目标的二分类,最终得到所需要的候选框;

[0051] ROI Align层在池化时采用双线性插值计算坐标值为浮点数的像素点值,将区域推荐网络生成并筛选后的框所对应的区域转变成特定大小的特征图;

[0052] 分类与回归分支是将归一化的感兴趣区域传入全连接层中,利用神经网络训练,预测生成图像的分类与目标框;

[0053] 掩膜分支将归一化的感兴趣区域传入全连接层中,利用神经网络训练,预测生成目标的掩膜;

[0054] 利用步骤一中的训练样本集对上述Mask R-CNN神经网络进行训练,得到优质网络模型。为了加快运行和特征学习速度,特征提取网络采用从ImageNet数据集获得的预训练权重进行模型微调;在训练过程中,采用随机梯度算法与多任务损失函数L进行算法优化;

[0055] 多任务损失函数 $L = L_{cls} + L_{bbox} + L_{mask}$ ,其中 $L_{cls}$ 即分类损失, $L_{bbox}$ 即回归框损失, $L_{mask}$ 即分割损失;

[0056] 进一步的,本发明的所述步骤三具体包括:

[0057] 加载步骤二得到的优质网络模型,将压痕图片输入得到压痕类别、压痕目标框和压痕形状。压痕形状由压痕目标框包围,根据获得压痕的长度与宽度 $Length_h$ 和 $Length_w$ 其单位为像素;输出的图片长为 $H_{pre}$ ,宽为 $W_{pre}$ ;从原始操作文件中获取图像比例尺scale,获取实际比例尺在显微图像中对应的像素 $scale_{pixel}$ ,从而将相应的压痕长度转换为实际长度:

$$[0058] \quad Length_{true} = \frac{1}{2} \left( Length_h * \frac{H_{raw}}{H_{pre}} + Length_w * \frac{W_{raw}}{W_{pre}} \right) * \frac{scale}{scale_{pixel}} \quad (2)$$

[0059] 参考文献

[0060] 1.He,Kaiming,Georgia Gkioxari,Piotr Dollár,and Ross Girshick."Mask r-cnn."In Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, pp.2961-2969.2017.

[0061] 2.Ren,Shaoqing,Kaiming He,Ross Girshick,and Jian Sun."Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks."Advances in neural information processing systems 28(2015)。

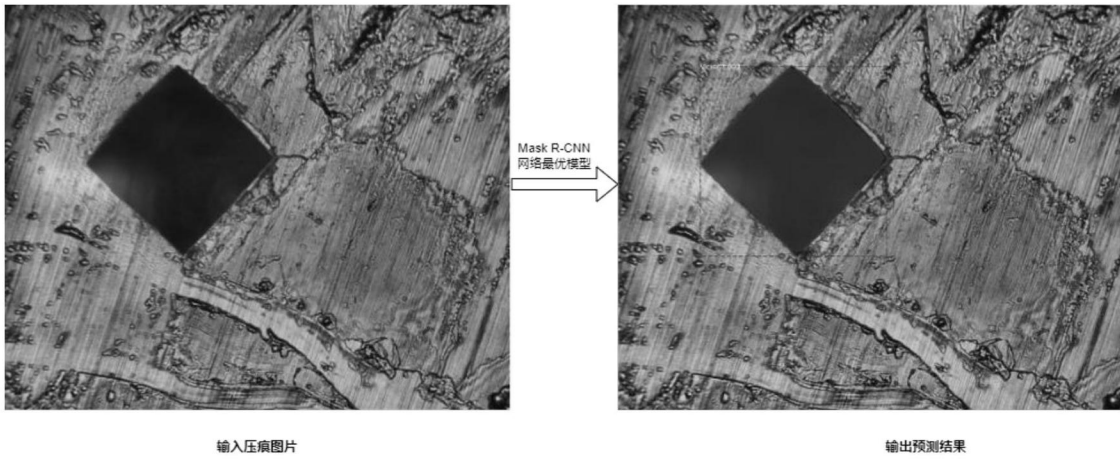


图1

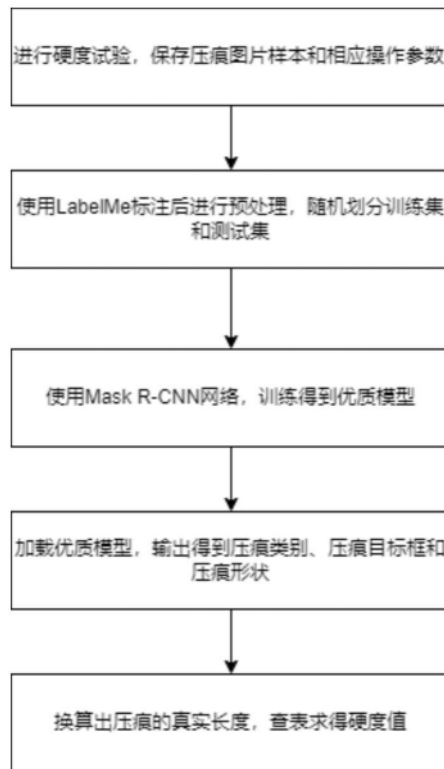


图2

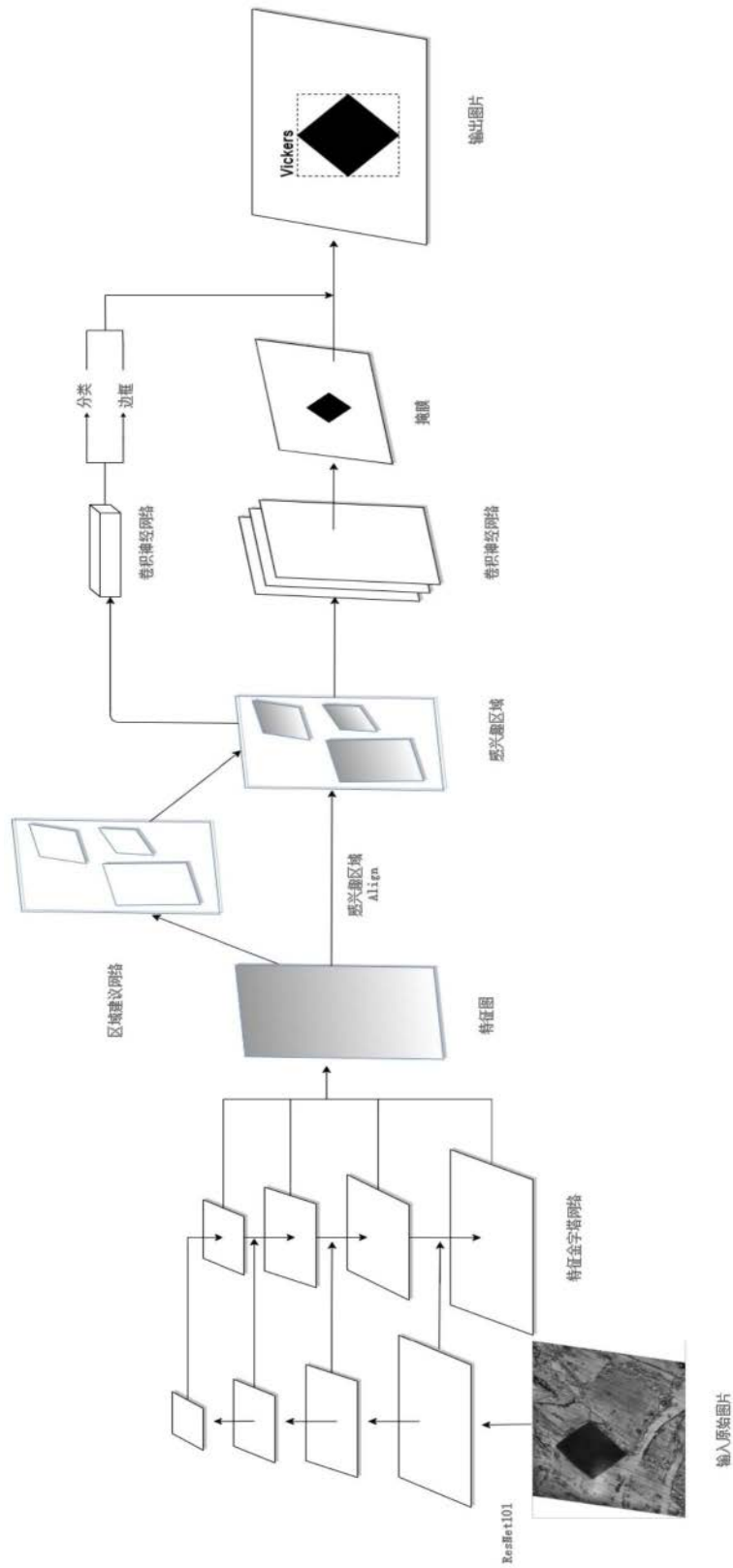


图3