



## (12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111754463 B

(45) 授权公告日 2024.05.14

(21) 申请号 202010489396.6

G06V 10/764 (2022.01)

(22) 申请日 2020.06.02

G06V 10/82 (2022.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G06N 3/0464 (2023.01)

申请公布号 CN 111754463 A

G06N 3/048 (2023.01)

(43) 申请公布日 2020.10.09

G06N 3/08 (2023.01)

(73) 专利权人 石家庄铁道大学

G01N 21/88 (2006.01)

地址 050043 河北省石家庄市北二环东路  
17号

(56) 对比文件

CN 110243934 A, 2019.09.17

CN 110269625 A, 2019.09.24

(72) 发明人 赵维刚 陈甜甜 李荣喆 杨勇  
田秀淑

WO 2018214195 A1, 2018.11.29

刘孟轲; 吴洋; 王逊. 基于卷积神经网络的轨道表面缺陷检测技术实现. 现代计算机(专业版). 2017, (第29期), 全文.

(74) 专利代理机构 石家庄轻拓知识产权代理事务  
所(普通合伙) 13128

审查员 来文燕

专利代理师 侯迎新

(51) Int. Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

权利要求书2页 说明书4页 附图3页

(54) 发明名称

一种基于卷积神经网络的无砟轨道CA砂浆层缺陷检测方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于卷积神经网络的无砟轨道CA砂浆层缺陷检测方法,包括如下步骤:S1:将缺陷信息转换为信号信息;S2:将信号信息转换为三维图像信息,作为特征图像;S3:建立数据集;S4:训练卷积神经网络;S5:获取待检测缺陷数据;S6:待检测缺陷数据预处理;S7:计算检测结果。本发明解决了现有技术中存在的特征提取不够准确、缺陷大小不能精确分类、检测准确率低等问题。本发明适用于无砟轨道CA砂浆层缺陷检测技术领域。



1. 一种基于卷积神经网络的无砟轨道CA砂浆层缺陷检测方法,其特征在于,包括如下步骤:

S1:将缺陷信息转换为信号信息,利用扫描式冲击回波测试系统对轨道板实体模型进行测试,获得不同缺陷类型信号;

S2:将信号信息转换为三维图像信息,作为特征图像,具体步骤为:运用希尔伯特黄变换对所述信号信息进行预处理,获得信号的希尔伯特谱图,并对希尔伯特谱图进行预处理,作为信号的特征图像;

S3:建立数据集,将所述信号信息的特征图像进行标签化,建立训练、测试数据集;

S4:训练卷积神经网络,根据建立的数据集和缺陷判断需求,依据训练算法训练卷积神经网络;

S5:获取待检测缺陷数据,利用扫描式冲击回波测试系统对待检测试件进行检测,获得待检测缺陷数据;

S6:待检测缺陷数据预处理,根据预处理算法对所述待检测数据进行预处理,得到预处理待检测数据;

S7:计算检测结果,将预处理待检测缺陷数据输入到训练好的卷积神经网络中进行计算,得到检测结果。

2. 根据权利要求1所述的一种基于卷积神经网络的无砟轨道CA砂浆层缺陷检测方法,其特征在于:标准轨道板厚度为0.2m时,所述扫描式冲击回波测试系统中冲击器频率范围为3kHz ~24kHz,采样点设置为2048,每点抽样频率设置为10 $\mu$ s,增益值根据实际测试波形情况手动调整。

3. 根据权利要求1所述的一种基于卷积神经网络的无砟轨道CA砂浆层缺陷检测方法,其特征在于,于步骤S2和S6中,所述预处理算法具体包括:引入希尔伯特黄变换对所测冲击回波信号进行特征提取,将信号转换三维图像数据,将得到的三维数据图像化,并进行归一化处理作为信号信息的特征图像。

4. 根据权利要求3所述的一种基于卷积神经网络的无砟轨道CA砂浆层缺陷检测方法,其特征在于,特征图像的标签化处理步骤为:

I. 对信号信息进行Hilbert谱分析,得到信号的时间-频率-幅值的三维分布情况,反应缺陷状况;

II. 截取频率0~20KHz,时间0~10 $\mu$ s范围内的频谱图像,减少背景干扰,提高识别精确度,使信号特征表达更加准确;

III. 将裁剪后的RGB图像转换为32 $\times$ 32pixel的灰度图像,作为卷积神经网络的输入。

5. 根据权利要求1所述的一种基于卷积神经网络的无砟轨道CA砂浆层缺陷检测方法,其特征在于:于步骤S4中,所述训练算法选取ReLU函数作为激活函数,损失函数采用交叉熵函数,输出层选择softmax函数,完成模型分类,S4中,所述卷积神经网络依次包括第一卷积层、第一池化层、第二卷积层、第二池化层、第一全连接层。

6. 根据权利要求5所述的一种基于卷积神经网络的无砟轨道CA砂浆层缺陷检测方法,其特征在于:第一个卷积层,采用6个5 $\times$ 5的卷积核,步长为1,对32 $\times$ 32pixel的图像进行卷积,卷积后特征图大小为28 $\times$ 28pixel,对卷积运算后的数据进行ReLU变换,然后进行池化,特征图尺寸减半为14 $\times$ 14pixel。

7. 根据权利要求5所述的一种基于卷积神经网络的无砟轨道CA砂浆层缺陷检测方法, 其特征在于: 第二个卷积层, 采用12个 $5 \times 5$ 的卷积核, 对池化后的 $14 \times 14$ pixel特征图进行卷积, 得到12个 $10 \times 10$ pixel的特征图, 对卷积运算后的数据进行ReLU变换, 然后进行池化后, 特征图尺寸减半为 $5 \times 5$ pixel。

8. 根据权利要求5所述的一种基于卷积神经网络的无砟轨道CA砂浆层缺陷检测方法, 其特征在于: 第一全连接层, 神经元个数为84。

9. 根据权利要求5所述的一种基于卷积神经网络的无砟轨道CA砂浆层缺陷检测方法, 其特征在于: 输出层, 利用softmax分类器, 进行多类别分类, 输出按所需分类的类别数设置。

## 一种基于卷积神经网络的无砟轨道CA砂浆层缺陷检测方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于无砟轨道CA砂浆层缺陷检测技术领域,具体地说,涉及一种基于卷积神经网络的无砟轨道CA砂浆层缺陷检测方法。

### 背景技术

[0002] 水泥乳化沥青砂浆((Cement-emulsified Asphalt Mortar,CA砂浆))层是CRTSI、CRTSII板式无砟轨道的弹性调整层,其状态直接影响无砟轨道的耐久性和列车行驶的舒适性与安全性。CA砂浆层的损伤具有隐蔽性特征,无法直接观察。因此针对CA砂浆层隐蔽性损伤的无损检测技术研究对于损伤的早发现、早整治至关重要。

[0003] 冲击回波法(impact-echo,IE)是最常用的一种检测混凝土结构裂缝和分层的方法,操作便捷、可单侧检测、探测深度大、不受混凝土材料和结构差异影响的特性使其在检测CA砂浆层缺陷中得到广泛应用。CA砂浆层脱空识别方法面临的主要问题为:(1)信号特征提取多基于时、频域特征方面,对于信号的表达不够全面,并且特征参数选取存在难度。(2)模式识别基于传统概率统计方法和有监督机器学习方法,需要人为主观参与,检测精度和速度受到影响。

### 发明内容

[0004] 本发明提供一种基于卷积神经网络的无砟轨道CA砂浆层缺陷检测方法,以解决现有技术中存在的特征提取不够准确、缺陷大小不能精确分类、检测准确率低等问题。

[0005] 为实现上述目的,本发明所采用的技术方案如下:

[0006] 一种基于卷积神经网络的无砟轨道CA砂浆层缺陷检测方法,包括如下步骤:

[0007] S1:将缺陷信息转换为信号信息,利用扫描式冲击回波测试系统对缺陷模型进行测试,获得不同缺陷类型信号;

[0008] S2:将信号信息转换为三维图像信息,作为特征图像,运用希尔伯特黄变换对数据进行预处理,获得信号的希尔伯特谱图,并对希尔伯特谱图进行预处理,作为信号的特征图像;

[0009] S3:建立数据集,将回波信号的特征图像进行标签化,建立训练、测试数据集;

[0010] S4:训练卷积神经网络,根据建立的数据集和缺陷判断需求,依据训练算法训练卷积神经网络;

[0011] S5:获取待检测缺陷数据,利用扫描式冲击回波测试系统对待检测试件进行检测,获得待检测缺陷数据;

[0012] S6:待检测缺陷数据预处理,根据预处理算法对所述待检测数据进行预处理,得到预处理待检测数据;

[0013] S7:计算检测结果,将预处理待检测缺陷数据输入到训练好的卷积神经网络中进行计算,得到检测结果。

[0014] 进一步的,标准轨道板厚度为0.2m时,所述扫描式冲击回波测试系统中冲击器频

率范围为3kHz ~ 24kHz,采样点设置为2048,每点抽样频率设置为10 $\mu$ s,增益值根据实际测试波形情况手动调整。

[0015] 进一步的,于步骤S2、和S6中,所述预处理算法具体包括:引入希尔伯特黄变换对所测冲击回波信号进行特征提取,将信号转换三维图像数据,将得到的三维数据图像化,并进行归一化处理作为回波信号的特征图像。

[0016] 进一步的,特征图像的处理步骤为:

[0017] I.对回波信号进行Hilbert谱分析,得到信号的时间-频率-幅值的三维分布情况,反应缺陷状况;

[0018] II.截取频率0 ~ 20KHz,时间0 ~ 10 $\mu$ s范围内的频谱图像,减少背景干扰,提高识别精确度,使信号特征表达更加准确;

[0019] III.将裁剪后的RGB图像转换为32 $\times$ 32pixel的灰度图像,作为卷积神经网络的输入。

[0020] 进一步的,于步骤S4中,所述训练算法选取ReLU函数作为激活函数,损失函数采用交叉熵函数,输出层选择softmax函数,完成模型分类,S4中,所述卷积神经网络依次包括第一卷积层、第一池化层、第二卷积层、第二池化层、第一全连接层。

[0021] 进一步的,第一个卷积层,采用6个5 $\times$ 5的卷积核,步长为1,对32 $\times$ 32pixel的图像进行卷积,卷积后特征图大小为28 $\times$ 28pixel,对卷积运算后的数据进行ReLU变换,然后进行池化,特征图尺寸减半为14 $\times$ 14pixel。

[0022] 进一步的,第二个卷积层,采用12个5 $\times$ 5的卷积核,对池化后的14 $\times$ 14pixel特征图进行卷积,得到12个10 $\times$ 10pixel的特征图,对卷积运算后的数据进行ReLU变换,然后进行池化后,特征图尺寸减半为5 $\times$ 5pixel。

[0023] 进一步的,第一全连接层,神经元个数为84。

[0024] 进一步的,输出层,利用softmax分类器,进行多类别分类,输出按所需分类的类别数设置。

[0025] 本发明由于采用了上述的结构,其与现有技术相比,所取得的技术进步在于:本发明提出了基于HHT的回波信号三维图像特征提取方法,利用HHT提取原始回波信号的时间-频率-能量三维图像特征,将一维信息在三维空间表达,增加了特征间的绝对距离,为缺陷识别提供基础;并提出了基于卷积神经网络的CA砂浆层缺陷识别方法,构建卷积神经网络,实现了CA砂浆层有无缺陷、缺陷尺寸进行了分类识别,提高了缺陷识别精度。

## 附图说明

[0026] 附图用来提供对本发明的进一步理解,并且构成说明书的一部分,与本发明的实施例一起用于解释本发明,并不构成对本发明的限制。

[0027] 在附图中:

[0028] 图1为本发明的流程图;

[0029] 图2为本发明冲击回波原理示意图;

[0030] 图3为本发明特征图像处理流程示意图;

[0031] 图4为本发明中卷积神经网络结构示意图;

[0032] 图5为本发明中实例的流程图;

[0033] 图6为本发明中实例的四种工况轨道板缺陷布置图;

[0034] 图7为本发明中实例的识别结果图。

### 具体实施方式

[0035] 以下结合附图对本发明的优选实施例进行说明。应当理解,此处所描述的优选实施例仅用于说明和解释本发明,并不用于限定本发明。

[0036] 本发明公开了一种基于卷积神经网络的无砟轨道CA砂浆层缺陷检测方法,如图1-7所示,包括以下步骤:

[0037] 步骤一、运用扫描式冲击回波测试系统(IES)系统对轨道板实体模型进行测试,获得无缺陷信号1200个, $0.12 \times 0.2\text{m}$ 缺陷信号400个, $0.2 \times 0.3\text{m}$ 缺陷信号400个, $0.12 \times 0.4\text{m}$ 缺陷信号400个,作为原始数据进行训练测试。

[0038] 步骤二、将获得的信号进行希尔伯特黄变换,获得希尔伯特谱图。将希尔伯特谱图进行剪裁和灰度化,获得 $32 \times 32\text{pixel}$ 的特征图片,特征图像处理流程示意图如图3所示。

[0039] 步骤三、建立正常信号数据集X1(无缺陷信号1200个),缺陷信号数据集X2(缺陷信号1200个),缺陷特征信号数据集X3( $0.12 \times 0.2\text{m}$ 缺陷信号400个)、X4( $0.2 \times 0.3\text{m}$ 缺陷信号400个)、X5( $0.12 \times 0.4\text{m}$ 缺陷信号400个)。

[0040] 步骤四、训练卷积神经网络。

[0041] 使用数据集X1和X2训练DE-CNN(Defect Exist-Convolutional Neural Network)模型,实现脱空位置判断,输出类别有两种,分别为有缺陷和无缺陷;DE-CNN模型的选取ReLU函数作为激活函数。损失函数采用交叉熵函数,输出层选择softmax函数,完成模型分类。步骤四中,卷积神经网络依次包括第一卷积层、第一池化层、第二卷积层、第二池化层、第一全连接层。其中:

[0042] 第一个卷积层,采用6个 $5 \times 5$ 的卷积核,步长为1。对 $32 \times 32\text{pixel}$ 的图像进行卷积,卷积后特征图大小为 $28 \times 28\text{pixel}$ 。对卷积运算后的数据进行ReLU变换,然后进行池化,特征图尺寸减半为 $14 \times 14\text{pixel}$ 。

[0043] 第二个卷积层,采用12个 $5 \times 5$ 的卷积核。对池化后的 $14 \times 14\text{pixel}$ 特征图进行卷积,得到12个 $10 \times 10\text{pixel}$ 的特征图。对卷积运算后的数据进行ReLU变换,然后进行池化,特征图尺寸减半为 $5 \times 5\text{pixel}$ 。

[0044] 第一全连接层,神经元个数为84。

[0045] 输出层:利用softmax分类器,输出分为有缺陷和无缺陷两类。

[0046] 使用数据集X3、X4、X5训练DS-CNN(Defect Size-Convolutional Neural Network)模型,实现脱空大小判断,输出类别有三种,分别为 $0.12\text{m} \times 0.2\text{m}$ 脱空、 $0.2\text{m} \times 0.3\text{m}$ 脱空、 $0.3\text{m} \times 0.4\text{m}$ 脱空。DE-CNN模型的选取ReLU函数作为激活函数。损失函数采用交叉熵函数,输出层选择softmax函数,完成模型分类。步骤四中,所述卷积神经网络依次包括第一卷积层、第一池化层、第二卷积层、第二池化层、第一全连接层。

[0047] 第一个卷积层,采用6个 $5 \times 5$ 的卷积核,步长为1。对 $32 \times 32\text{pixel}$ 的图像进行卷积,卷积后特征图大小为 $28 \times 28\text{pixel}$ 。对卷积运算后的数据进行ReLU变换,然后进行池化,特征图尺寸减半为 $14 \times 14\text{pixel}$ 。

[0048] 第二个卷积层,采用12个 $5 \times 5$ 的卷积核。对池化后的 $14 \times 14\text{pixel}$ 特征图进行卷

积,得到12个 $10 \times 10$ pixel的特征图。对卷积运算后的数据进行ReLU变换,然后进行池化后,特征图尺寸减半为 $5 \times 5$ pixel。

[0049] 第一全连接层,神经元个数为84。

[0050] 输出层:利用softmax分类器,输出类别有三种,分别为 $0.12\text{m} \times 0.2\text{m}$ 脱空、 $0.2\text{m} \times 0.3\text{m}$ 脱空、 $0.3\text{m} \times 0.4\text{m}$ 脱空。

[0051] 步骤五、获得待检测数据。对工况一、二、三、四轨道板进行测试获得四块板回波信号数据。

[0052] 步骤六、对四块板的回波信号数据进行预处理,获得特征图像,作为待检测数据。

[0053] 步骤七、将四块板的数据多次输入训练好的DE-CNN模型和DS-CNN模型进行缺陷检测,检测结果如图7,验证结果表明基于HHT-CNN的CA砂浆层缺陷识别模型的平均识别率可达98.75%。

[0054] 综上所述,本发明提出了基于HHT的回波信号三维图像特征提取方法,利用HHT提取原始回波信号的时间-频率-能量三维图像特征,将一维信息在三维空间表达,增加了特征间的绝对距离,为缺陷识别提供基础;并提出了基于卷积神经网络的CA砂浆层缺陷识别方法,构建卷积神经网络,实现了CA砂浆层有无缺陷、缺陷尺寸进行了分类识别,提高了缺陷识别精度。

[0055] 最后应说明的是:以上所述仅为本发明的优选实施例而已,并不用于限制本发明,尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,对于本领域的技术人员来说,其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换。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,均应包含在本发明权利要求保护的范围之内。



图1

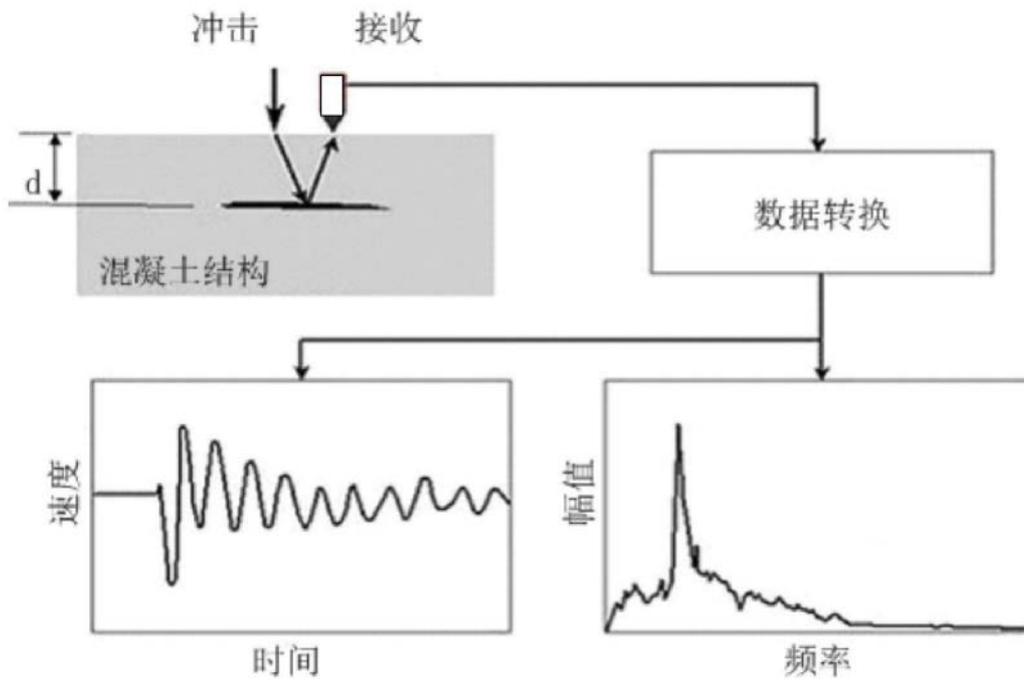


图2

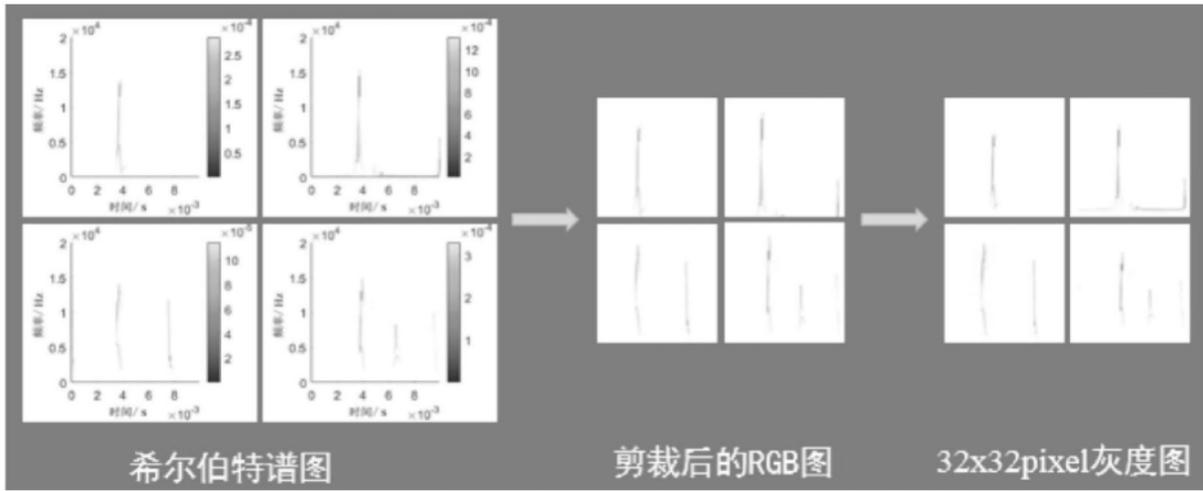


图3

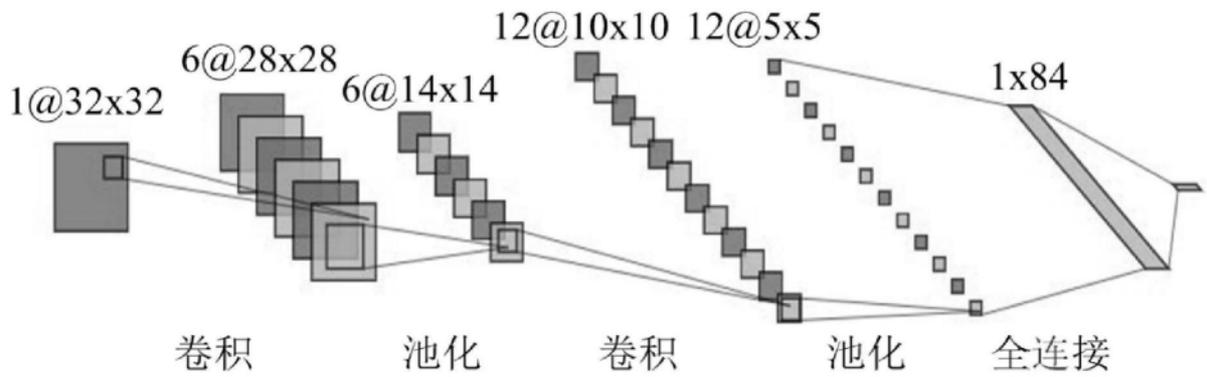


图4

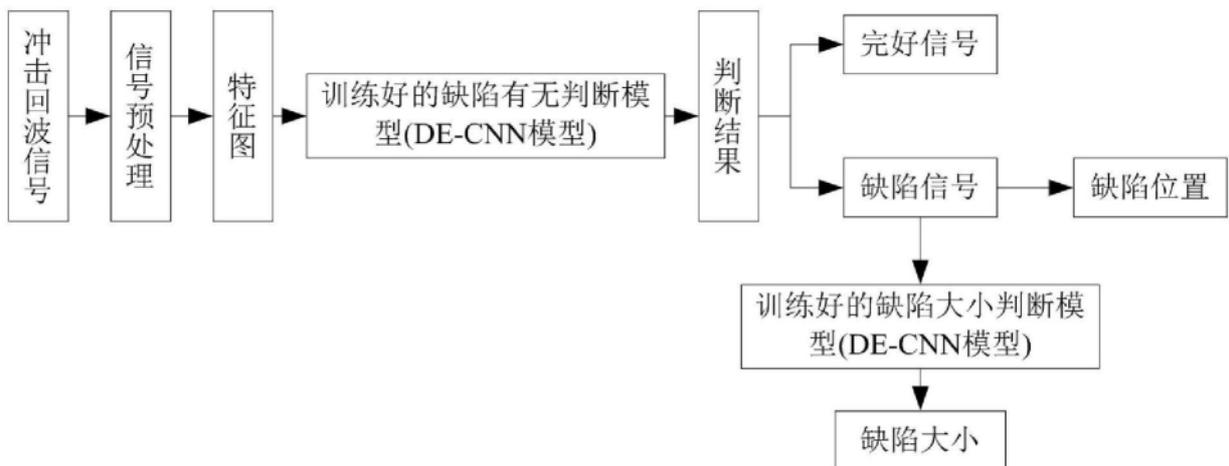


图5

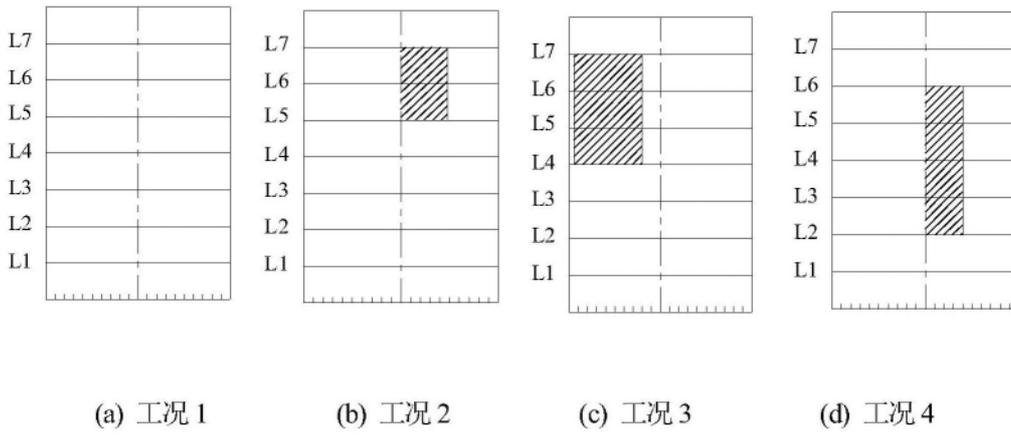


图6

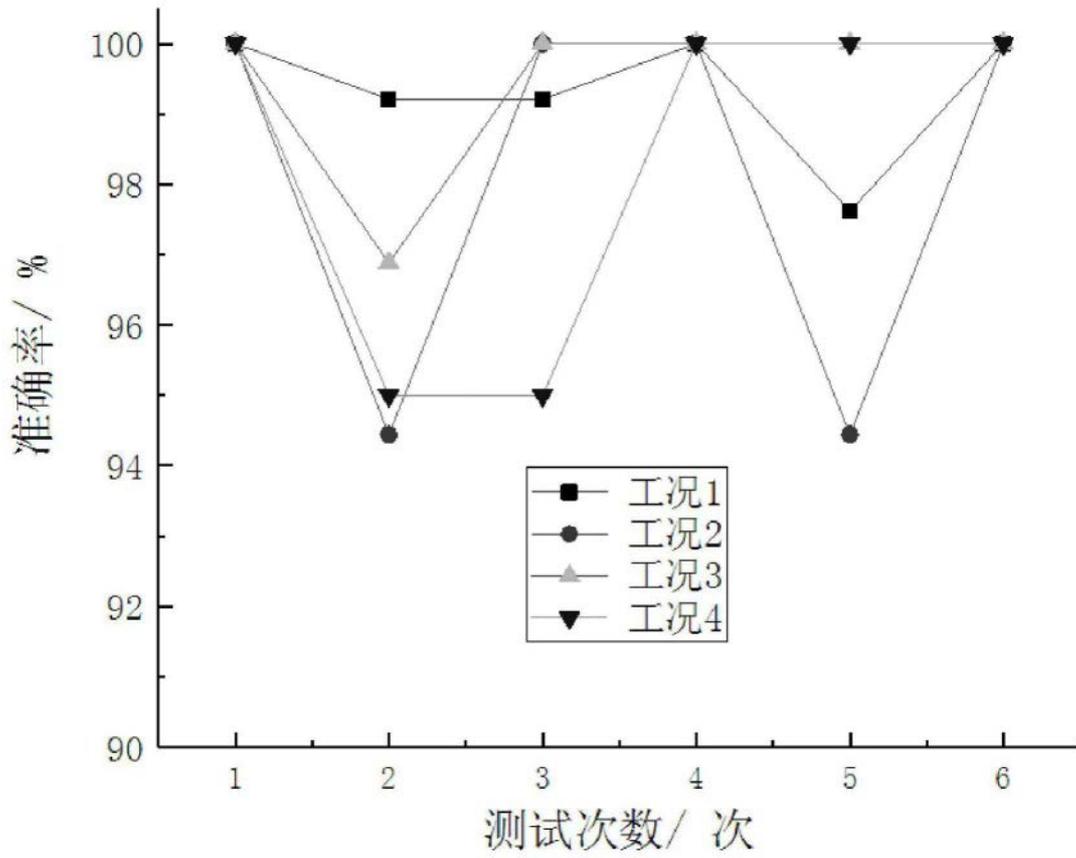


图7