



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 118376698 B

(45) 授权公告日 2024. 10. 29

(21) 申请号 202410832604.6

G01N 29/14 (2006.01)

(22) 申请日 2024.06.26

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 113219070 A, 2021.08.06

申请公布号 CN 118376698 A

CN 113640380 A, 2021.11.12

(43) 申请公布日 2024.07.23

审查员 刘佳伦

(73) 专利权人 香港理工大学深圳研究院

地址 518057 广东省深圳市南山区粤海街  
道高新技术产业园南区粤兴一道18号  
香港理工大学产学研大楼205室

(72) 发明人 党大智 王友武 倪一清

(74) 专利代理机构 深圳市君胜知识产权代理事

务所(普通合伙) 44268

专利代理师 刘文求

(51) Int. Cl.

G01N 29/44 (2006.01)

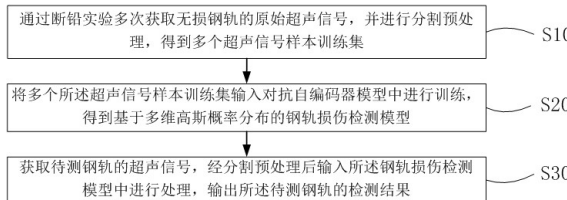
权利要求书2页 说明书9页 附图3页

(54) 发明名称

一种钢轨损伤检测方法、系统及终端

(57) 摘要

本发明涉及铁路交通检测技术领域,尤其涉及一种钢轨损伤检测方法、系统及终端,钢轨损伤检测方法包括步骤:通过断铅实验多次获取无损钢轨的原始超声信号,进行分割预处理得到多个超声信号样本训练集;将多个超声信号样本训练集输入对抗自编码器模型中进行训练,得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型;获取待测钢轨的超声信号,经分割预处理后输入钢轨损伤检测模型中进行处理,输出待测钢轨的检测结果。通过将待测钢轨的超声信号输入钢轨损伤检测模型后,即可得到待测钢轨的检测结果。该检测方法具有成本极低、检测效率高、结果可靠且泛用性强的特点,对操作人员专业程度需求低,同时适用于大体量铁路系统的轨道快速巡检。



1. 一种钢轨损伤检测方法,其特征在于,包括步骤:

通过断铅实验多次获取无损钢轨的原始超声信号,并进行分割预处理,得到多个超声信号样本训练集;

将多个所述超声信号样本训练集输入对抗自编码器模型中进行训练,得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型;

获取待测钢轨的超声信号,经分割预处理后输入所述钢轨损伤检测模型中进行处理,输出所述待测钢轨的检测结果;

将多个所述超声信号样本训练集输入对抗自编码器模型中进行训练,得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型的步骤,包括:

对多个所述超声信号样本训练集进行编码运算,得到隐变量;

对所述隐变量进行重构处理,得到第一损失函数  $l_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2$ ;

将先验分布的随机采样批次  $Z_{true}$  和隐变量批次  $Z_{fake}$  进行判别区分处理,得到第二损失函数  $l_d = S(D(Z_{true}), 0)$  和第三损失函数  $l_g = S(D(Z_{fake}), 1)$ ;

重复所述重构处理和所述判别区分处理,将所述隐变量拟合为多维度的标准正态分布,得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型;

其中, $n$  为所述原始超声信号  $x$  的长度,  $x_i$  为第  $i$  个原始超声信号,  $\hat{x}_i$  为第  $i$  个重构信号,  $S$  为Sigmoid交叉熵,  $D(Z_{true})$  和  $D(Z_{fake})$  分别为对于输入  $Z_{true}$  和  $Z_{fake}$  所对应的判别输出结果;

所述隐变量  $Z$  的后验分布  $q(Z)$  的表达式为:

$$q(Z) = \int q(z|x) p_d(x) dx;$$

其中,  $q(z|x)$  表示编码器,  $p_d(x)$  为所述超声信号样本训练集;

所述Sigmoid交叉熵的表达式为:

$$S(\Lambda_{l1}, \Lambda_{l2}) = \max(\Lambda_{l1}, 0) - \Lambda_{l1} * \Lambda_{l2} + \log(1 + e^{-|\Lambda_{l1}|});$$

其中,  $\Lambda_{l1}$  和  $\Lambda_{l2}$  分别为任意字符串输入和标签值;

输出所述待测钢轨的检测结果的步骤,包括:

经分割处理后的超声信号输入所述钢轨损伤检测模型中,以Sigmoid交叉熵的形式输出,为  $L_f = S(D(Z_{fake}), 0) = D(Z_{fake}) + \log(1 + e^{-|D(Z_{fake})|})$ ;

对所述第一损失函数、所述第二损失函数、所述第三损失函数进行对抗训练后,得到  $L_f$  的参数化指标  $\lambda$ ,  $\lambda = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L_{f,i}$ ;

输出95%置信区间的钢轨健康状况 $I_{95}(\lambda) = \lambda \pm 1.96 \sqrt{\frac{\lambda}{n}}$ 作为所述待测钢轨的检测结果;

其中,函数 $L_f$ 表征判别器对于经分割处理后的超声信号来自于编码器的置信度, $L_{f,i}$ 表示第*i*个置信度, $D(Z_{fake})$ 为隐变量批次 $Z_{fake}$ 对应的判别器输出结果。

2.根据权利要求1所述的钢轨损伤检测方法,其特征在于,所述断铅实验包括步骤:将预设长度的4H铅芯与钢轨平面保持预设角度并施力下压,直至所述4H铅芯断裂使所述钢轨平面产生超声波,实现所述无损钢轨的原始超声信号的获取。

3.根据权利要求2所述的钢轨损伤检测方法,其特征在于,所述预设长度为2mm-4mm;所述预设角度为30°-50°;所述原始超声信号的采样率为1~10MHz,所述原始超声信号的数据长度大于等于10000。

4.一种应用于如权利要求1-3任一项所述的钢轨损伤检测方法的钢轨损伤检测系统,其特征在于,包括:

数据获取与处理模块,用于获取无损钢轨的原始超声信号,并进行处理形成超声信号样本训练集;

模型训练模块,用于根据所述超声信号样本训练集对对抗自编码器模型进行训练,得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型;

检测模块,用于将待测钢轨的超声信号输入所述基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型,输出所述待测钢轨的检测结果。

5.一种终端,其特征在于,所述终端包括存储器、处理器以及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的程序,所述程序被所述处理器执行时实现如权利要求1-3任一项所述钢轨损伤检测方法的步骤。

6.一种计算机可读存储介质,其特征在于,其上存储有计算机程序,所述计算机可读存储介质存储有钢轨损伤检测程序,所述钢轨损伤检测程序被处理器实行时实现如权利要求1-3任一项所述钢轨损伤检测方法的步骤。

## 一种钢轨损伤检测方法、系统及终端

### 技术领域

[0001] 本发明涉及铁路交通检测技术领域,尤其涉及一种钢轨损伤检测方法、系统、终端及计算机可读存储介质。

### 背景技术

[0002] 钢轨是铁路系统的重要设施,是列车运行的基础,其健康状态直接关系高速行驶车的安全性和舒适性。钢轨在如此高速度下运行和繁重服役过程中不可避免的出现裂纹甚至断裂等各种损伤。

[0003] 为了防止钢轨损伤引起的钢轨断裂,铁路管理部门每年投入大量的人力物力进行轨道探伤,并制定详细的技术规范及实施细则,然而钢轨裂缝诱发的安全事故依然时有发生。

[0004] 超声波检测技术虽然被广泛应用于钢轨的损伤检测,但是该技术依然存在设备昂贵且体积较大、检测速度慢、需要操作人员具有较高专业水准等问题,在一定程度上限制了其在铁路线路上大规模的应用。

[0005] 因此,现有技术还有待于改进和发展。

### 发明内容

[0006] 鉴于上述现有技术的不足,本发明的目的在于提供一种钢轨损伤检测方法、系统及终端,旨在解决现有钢轨损伤检测方法存在成本高、检测速度慢的问题。

[0007] 本发明的技术方案如下:

[0008] 一种钢轨损伤检测方法,包括步骤:

[0009] 通过断铅实验多次获取无损钢轨的原始超声信号,并进行分割预处理,得到多个超声信号样本训练集;

[0010] 将多个所述超声信号样本训练集输入对抗自编码器模型中进行训练,得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型;

[0011] 获取待测钢轨的超声信号,经分割预处理后输入所述钢轨损伤检测模型中进行处理,输出所述待测钢轨的检测结果。

[0012] 所述的钢轨损伤检测方法,其中,所述断铅实验包括步骤:将预设长度的4H铅芯与钢轨平面保持预设角度并施力下压,直至所述4H铅芯断裂使所述钢轨平面产生超声波,实现所述无损钢轨的原始超声信号的获取。

[0013] 所述的钢轨损伤检测方法,其中,所述预设长度为2mm-4mm;所述预设角度为30°-50°;所述原始超声信号的采样率为1~10MHz,所述原始超声信号的数据长度大于等于10000。

[0014] 所述的钢轨损伤检测方法,其中,将多个所述超声信号样本训练集输入对抗自编码器模型中进行训练,得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型的步骤,包括:

[0015] 对所述超声信号样本训练集进行编码运算,得到隐变量;

[0016] 对所述隐变量进行重构处理,得到第一损失函数  $l_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2$ ;

[0017] 将先验分布的随机采样批次  $Z_{true}$  和隐变量批次  $Z_{fake}$  进行判别区分处理,得到第二损失函数  $l_d = S(D(Z_{true}), 0)$  和第三损失函数  $l_g = S(D(Z_{fake}), 1)$ ;

[0018] 重复所述重构处理和所述判别区分处理,将所述隐变量拟合为多维度的标准正态分布,得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型;

[0019] 其中,  $n$  为所述原始超声信号  $x$  的长度,  $x_i$  为第  $i$  个原始超声信号,  $\hat{x}_i$  为第  $i$  个重构信号,  $S$  为Sigmoid交叉熵,  $D(Z_{true})$  和  $D(Z_{fake})$  分别为对于输入  $Z_{true}$  和  $Z_{fake}$  所对应的判别输出结果。

[0020] 所述的钢轨损伤检测方法,其中,所述隐变量  $Z$  的后验分布  $q(Z)$  的表达式为:

$$[0021] \quad q(Z) = \int q(z|x) p_d(x) dx;$$

[0022] 其中,  $q(z|x)$  表示编码器,  $p_d(x)$  为所述超声信号样本训练集。

[0023] 所述的钢轨损伤检测方法,其中,所述Sigmoid交叉熵的表达式为:

$$[0024] \quad S(\Lambda_{l1}, \Lambda_{l2}) = \max(\Lambda_{l1}, 0) - \Lambda_{l1} * \Lambda_{l2} + \log(1 + e^{-|\Lambda_{l1}|});$$

[0025] 其中,  $\Lambda_{l1}$  和  $\Lambda_{l2}$  分别为任意字符串输入和标签值。

[0026] 所述的钢轨损伤检测方法,其中,输出所述待测钢轨的检测结果的步骤,包括:

[0027] 经分割处理后的超声信号输入所述钢轨损伤检测模型中,以Sigmoid交叉熵的形式输出,为  $L_f = S(D(Z_{fake}), 0) = D(Z_{fake}) + \log(1 + e^{-|D(Z_{fake})|})$ ;

[0028] 对所述第一损失函数、所述第二损失函数、所述第三损失函数进行对抗训练后,得到  $L_f$  的参数化指标  $\lambda$ ,  $\lambda = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L_{f,i}$ ;

[0029] 输出95%置信区间的钢轨健康状况  $I_{95}(\hat{\lambda}) = \lambda \pm 1.96 \sqrt{\frac{\hat{\lambda}}{n}}$  作为所述待测钢轨的检测结果;

[0030] 其中,函数  $L_f$  表征判别器对于经分割处理后的超声信号来自于编码器的置信度,  $L_{f,i}$  表示第  $i$  个置信度,  $D(Z_{fake})$  为隐变量批次  $Z_{fake}$  对应的判别器输出结果。

[0031] 一种钢轨损伤检测系统,包括:

[0032] 数据获取与处理模块,用于获取无损钢轨的原始超声信号,并进行处理形成超声信号样本训练集;

[0033] 模型训练模块,用于根据所述超声信号样本训练集对抗自编码器模型进行训练,得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型;

[0034] 检测模块,用于将待测钢轨的超声信号输入所述基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型,输出所述待测钢轨的检测结果。

[0035] 一种终端,所述终端包括存储器、处理器以及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的程序,所述程序被所述处理器执行时实现所述钢轨损伤检测方法的步骤。

[0036] 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机可读存储介质存储有钢轨损伤检测程序,所述钢轨损伤检测程序被处理器实行时实现所述钢轨损伤检测方法的步骤。

[0037] 有益效果:本发明提供一种钢轨损伤检测方法、系统及终端,钢轨损伤检测方法包括步骤:通过断铅实验多次获取无损钢轨的原始超声信号,并进行分割预处理,得到多个超声信号样本训练集;将多个所述超声信号样本训练集输入对抗自编码器模型中进行训练,得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型;获取待测钢轨的超声信号,经分割预处理后输入所述钢轨损伤检测模型中进行处理,输出所述待测钢轨的检测结果。本发明使用断铅作为超声激励,钢轨损伤检测模型为损伤检测框架,利用断铅实验产生的原始超声信号经分割预处理后作为超声信号样本训练集,通过利用所述超声信号样本训练集输入对抗自编码器模型中进行训练,从而得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型,然后获取待测钢轨的超声信号输入所述钢轨损伤检测模型后,即可得到待测钢轨的检测结果。该钢轨损伤检测方法相较于传统钢轨超声检测,具有成本极低、检测效率高,以及结果可靠且泛用性强的特点,而且对操作人员专业程度需求低,同时适用于大体量铁路系统的轨道快速巡检。

## 附图说明

[0038] 图1为本发明一种钢轨损伤检测方法的流程示意图;

[0039] 图2为断铅实验操作示意图;

[0040] 图3为在钢轨上通过断铅实验测得的超声信号波形图;

[0041] 图4为基于对抗自编码器的钢轨损伤检测流程示意图;

[0042] 图5为对抗自编码器对抗训练过程中损失函数随判别器输出的变化数据图;

[0043] 图6为实施例1中的基准钢轨#0与测试钢轨#1-5的异常状态检测结果图。

## 具体实施方式

[0044] 本发明提供一种钢轨损伤检测方法、系统及终端,为使本发明的目的、技术方案及效果更加清楚、明确,以下对本发明进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0045] 本技术领域技术人员可以理解,除非另外定义,这里使用的所有术语(包括技术术语和科学术语),具有与本发明所属领域中的普通技术人员的一般理解相同的意义。还应该理解的是,诸如通用字典中定义的那些术语,应该被理解为具有与现有技术的上下文中的意义一致的意义,并且除非像这里一样被特定定义,否则不会用理想化或过于正式的含义来解释。



[0046] 如图1所示,本发明提供一种钢轨损伤检测方法,包括步骤:

[0047] 步骤S10:通过断铅实验多次获取无损钢轨的原始超声信号,并进行分割预处理,得到多个超声信号样本训练集;

[0048] 步骤S20:将多个所述超声信号样本训练集输入对抗自编码器模型中进行训练,得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型;

[0049] 步骤S30:获取待测钢轨的超声信号,经分割预处理后输入所述钢轨损伤检测模型中进行处理,输出所述待测钢轨的检测结果。

[0050] 本实施方式中,首先通过断铅实验从无损钢轨上获取原始超声信号,然后将所述原始超声信号加入滑动窗进行数据分割预处理,将每段原始超声信号划分为若干个切片作为超声信号样本训练集;将所述超声信号样本训练集输入对抗自编码器模型中进行训练,得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型;基于该钢轨损伤检测模型,通过获取待测钢轨的超声信号,将该超声信号进行数据分割处理后作为输入信号输入所述钢轨损伤检测模型中,即可得到待测钢轨的损伤检测结果。

[0051] 具体地,本发明使用断铅作为超声激励,钢轨损伤检测模型为损伤检测框架,利用断铅实验产生的原始超声信号经分割预处理后作为超声信号样本训练集,利用所述超声信号样本训练集输入对抗自编码器模型中进行训练,从而得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型,通过获取待测钢轨的超声信号并输入所述钢轨损伤检测模型后,即可得到待测钢轨的检测结果。该钢轨损伤检测方法相较于传统钢轨超声检测,具有成本极低、检测效率高,以及结果可靠且泛用性强的特点,而且对操作人员专业程度需求低,同时适用于大体量铁路系统的轨道快速巡检。

[0052] 在一些实施方式中,如图2所示,所述断铅实验包括步骤:将预设长度为a的4H铅芯与钢轨平面保持预设角度 $\beta$ 并施力下压,直至所述4H铅芯断裂使所述钢轨平面产生超声波,实现所述无损钢轨的原始超声信号的获取。4H铅芯具有合适的硬度,利用其与钢轨平面保持预设角度并施加下压力时,钢轨表面会产生弹性形变,当施加的下压力达到所述4H铅芯的断裂强度时,所述4H铅芯发生折断,钢轨表面产生的弹性形变瞬间消失以产生超声波并沿钢轨表面传播。

[0053] 具体地,钢轨表面产生的弹性形变瞬间消失所产生的超声波沿钢轨表面传播时,通过安装在轨头表面的声发射传感器10捕捉并记录;此过程所产生的超声信号波形如图3所示,图3展示了五次断铅实验所获得的超声信号波形,包括PLB1、PLB2、PLB3、PLB4和PLB5,此测量过程中采样率为1~10 MHz,数据长度大于等于10000。

[0054] 在一种优选地实施方式中,所述原始超声信号的采样率为10MHz,所述原始超声信号的数据长度为100000;所述超声信号的采样率为10MHz,所述原始超声信号的数据长度为100000。利用在该采样率和数据长度下的原始超声信号进行分割预处理后得到的超声信号样本训练集进行模型训练,可得到检测准确度较高的钢轨损伤检测模型。

[0055] 在一些实施方式中,所述预设长度为2mm-4mm;所述预设角度为 $30^{\circ}$ - $50^{\circ}$ 。利用2mm-4mm的铅芯与钢轨平面保持 $30^{\circ}$ - $50^{\circ}$ 的角度施力下压,可以确保施加压力的集中性,即铅芯折断时末端不会产生较大的滑移。

[0056] 在一种优选地实施方式中,所述预设长度为3mm;所述预设角度为 $40^{\circ}$ 。

[0057] 具体地,所述铅芯的长度通过4H铅芯自动铅笔控制,确保精确控制铅芯的长度;铅

芯的长度影响其断裂强度,铅芯长度过长则导致易断裂,钢轨表面产生的弹性形变太小,不利于超声波的捕捉;铅芯长度过短则断裂强度较大,不易断裂。

[0058] 在一些实施方式中,如图4所示,利用所述超声信号样本训练集对所述对抗自编码器进行模型训练;所述对抗自编码器包括编码器、解码器和判别器。利用所述超声信号样本训练集对所述对抗自编码器进行模型训练,将超声信号映射为多维高斯概率分布,从而实现对待测钢轨的超声信号进行检测的目的。即通过对抗自编码器可以实现将复杂、离散、非线性的超声信号样本训练集进行编码,其中编码器输出的隐变量可以拟合为多维度的标准状态分布,而解码器可以确保在对抗训练中编码器所生成的隐变量仍具有表征原始超声信号的性质,可以确保所述步骤S30在对待测钢轨进行异常检测时更有效和更加灵敏。

[0059] 在一些实施方式中,所述步骤S10中,对所述原始超声信号进行分割预处理的步骤,包括:将所述原始超声信号加入滑动窗进行数据分割预处理,将每段数据长度为10000的所述原始超声信号的划分为200个切片作为网络训练的一个样本批次,将若干个样本批次组成所述超声信号样本训练集。

[0060] 在一些实施方式中,所述步骤S20中,将多个所述超声信号样本训练集输入对抗自编码器模型中进行训练,得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型的步骤,包括:

[0061] 步骤S21:对多个所述超声信号样本训练集进行编码运算,得到隐变量;

[0062] 步骤S22:对所述隐变量进行重构处理,得到第一损失函数

$$l_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2;$$

[0063] 步骤S23:将先验分布的随机采样批次  $Z_{true}$  和隐变量批次  $Z_{fake}$  进行判别区分处理,得到第二损失函数  $l_d = S(D(Z_{true}), 0)$  和第三损失函数

$$l_g = S(D(Z_{fake}), 1);$$

[0064] 步骤S24:重复所述重构处理和所述判别区分处理,将所述隐变量拟合为多维度的标准正态分布,得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型;

[0065] 其中,  $n$  为所述原始超声信号  $x$  的长度,  $x_i$  为第  $i$  个原始超声信号,  $\hat{x}$  为重构信号,  $\hat{x}_i$  为第  $i$  个重构信号,  $S$  为Sigmoid交叉熵,  $D(Z_{true})$  和  $D(Z_{fake})$  分别为对于输入  $Z_{true}$  和  $Z_{fake}$  所对应的判别输出结果。

[0066] 在一些实施方式中,所述隐变量  $Z$  的后验分布  $q(Z)$  的表达式为:

$$q(Z) = \int q(z|x)p_d(x) dx;$$

[0068] 其中,  $q(z|x)$  表示编码器,  $p_d(x)$  为所述超声信号样本训练集。

[0069] 具体地,如图4所示,利用编码器  $q(z|x)$  将网络输入的所述超声信号样本训练集  $p_d(x)$  进行编码运算,得到隐变量  $Z$  的后验分布  $q(Z) = \int q(z|x)p_d(x) dx$ , 并



使其趋近于先验分布  $p(Z)$ ; 其中, 先验分布  $p(Z)$  为10维高斯分布。

[0070] 然后通过两个阶段的训练得到钢轨损伤检测模型, 包括如下:

[0071] 第一阶段(信号重构): 利用解码器  $p(x|z)$  对所述隐变量  $Z$  进行重构处理, 使得重构出的信号(即重构信号  $\hat{x}$ ) 趋于原始超声信号, 同时得到第一损失函数

$$l_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2, \text{即自编码器损失函数};$$

[0072] 第二阶段(隐变量正则化): 利用判别器  $D(Z)$  同时接受来自先验分布  $p(Z)$  的随机采用批次  $Z_{true}$  和编码器  $q(z|x)$  生成的隐变量批次  $Z_{fake}$ , 并区分二者, 即

$$[0073] \quad D(Z_{true}), Z_{true} \sim p(Z);$$

$$[0074] \quad D(Z_{fake}), Z_{fake} \sim q(Z);$$

[0075] 其中,  $D(Z_{true})$  和  $D(Z_{fake})$  分别为对于输入  $Z_{true}$  和  $Z_{fake}$  所对应的判别器输出;

[0076] 同时, 在所述第二阶段得到第二损失函数  $l_d = S(D(Z_{true}), 0)$  和第三损失函数  $l_g = S(D(Z_{fake}), 1)$ , 即判别器损失函数(第二损失函数)和编码器损失函数(第三损失函数)。

[0077] 进一步地, 所述第二阶段的训练过程中, 编码器  $q(z|x)$  可看作网络的生成器, 所述第二损失函数  $l_d$  和所述第三损失函数  $l_g$  均使用Adam优化器进行参数优化, 因此通过多次重复所述第一阶段和所述第二阶段训练的对抗自编码器可以实现将复杂、离散、非线性的超声信号进行编码, 且编码器输出的隐变量可以拟合为多维度的标准正态分布; 而解码器可以确保在对抗训练过程中编码器所生成的隐变量仍具有表征所述超声信号样本训练集  $p_d(x)$  的性质, 可以确保所述步骤S30中对待测钢轨进行异常检测时更有效和更灵敏。

[0078] 在一些实施方式中, 所述Sigmoid交叉熵的表达式为:

$$[0079] \quad S(\Lambda_{l1}, \Lambda_{l2}) = \max(\Lambda_{l1}, 0) - \Lambda_{l1} * \Lambda_{l2} + \log(1 + e^{-|\Lambda_{l1}|});$$

[0080] 其中,  $\Lambda_{l1}$  和  $\Lambda_{l2}$  分别为任意字符串输入和标签值。

[0081] 在本实施方式中, 通过断铅实验获取无损钢轨的原始超声信号经分割预处理作为超声信号样本训练集, 利用钢轨正常健康状态的超声信号完成对抗自编码器的训练, 使得钢轨损伤检测模型将反映钢轨正常状态的超声信号编码成了标准的高斯分布, 而对于某一段从任意钢轨上通过断铅实验所采集的超声信号, 建立了损伤检测指标和评估方法, 从而输出的待测钢轨的检测结果。

[0082] 在一些实施方式中, 所述步骤S30中, 输出所述待测钢轨的检测结果的步骤, 包括:

[0083] 步骤S31:经分割处理后的超声信号输入所述钢轨损伤检测模型中,以Sigmoid交叉熵的形式输出,为

$$L_f = S(D(\mathbf{Z}_{fake}), 0) = D(\mathbf{Z}_{fake}) + \log(1 + e^{-|D(\mathbf{Z}_{fake})|});$$

[0084] 步骤S32:对所述第一损失函数、所述第二损失函数、所述第三损失函数进行对抗训练后,得到 $L_f$ 的参数化指标 $\lambda$ ,  $\lambda = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L_{f,i}$ ;

[0085] 步骤S33:输出95%置信区间的钢轨健康状况 $I_{95}(\lambda) = \lambda \pm 1.96 \sqrt{\frac{\lambda}{n}}$ 作为所述待测钢轨的检测结果;

[0086] 其中,函数 $L_f$ 表征判别器对于经分割处理后的超声信号来自于编码器的置信度, $L_{f,i}$ 表示第 $i$ 个置信度, $D(\mathbf{Z}_{fake})$ 为隐变量批次 $\mathbf{Z}_{fake}$ 对应的判别器输出结果。

[0087] 本实施方式中,对于输入到对抗自编码器的待检测钢轨的超声信号样本批次,编码器 $q(z|x)$ 首先得到隐变量批次 $\mathbf{Z}_{fake}$ 及其分布 $q(\mathbf{Z}_{fake})$ ,将该分布 $q(\mathbf{Z}_{fake})$ 输入判别器 $D(\mathbf{Z}_{fake})$ 并以Sigmoid交叉熵形式输出,即:

$$L_f = S(D(\mathbf{Z}_{fake}), 0) = D(\mathbf{Z}_{fake}) + \log(1 + e^{-|D(\mathbf{Z}_{fake})|});$$

[0089] 其中函数 $L_f$ 表征判别器对于该样本批次来自于编码器的置信度;然后将判别器损失函数(第二损失函数)、编码器损失函数(第三损失函数)和函数 $L_f$ 绘制如图5所示,在经过对抗训练后函数 $L_f$ 近似服从离散泊松(Poisson)分布,因此可以通过极大似然估计得出该分布的参数化指标 $\lambda$ ,计算公式如下所示:

$$[0090] \quad \lambda = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L_{f,i};$$

[0091] 则基于多次测试所得出来的极大似然估计值,取95%置信区间作为评判某次测试结果是否反映钢轨健康状况的依据,计算方式如下式:

$$[0092] \quad I_{95}(\lambda) = \lambda \pm 1.96 \sqrt{\frac{\lambda}{n}};$$

[0093] 除此之外,本发明还提供一种钢轨损伤检测系统,包括:

[0094] 数据获取与处理模块,用于获取无损钢轨的原始超声信号,并进行处理形成超声

信号样本训练集;

[0095] 模型训练模块,用于根据所述超声信号样本训练集对对抗自编码器模型进行训练,得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型;

[0096] 检测模块,用于将待测钢轨的超声信号输入所述基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型,输出所述待测钢轨的检测结果。

[0097] 另外,本发明还提供一种终端,所述终端包括存储器、处理器以及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的程序,所述程序被所述处理器执行时实现所述钢轨损伤检测方法的步骤。

[0098] 所述存储器在一些实施例中可以是所述终端的内部存储单元,例如终端的硬盘或内存。所述存储器在另一些实施例中也可以是所述终端的外部存储设备,例如所述终端上配备的插接式硬盘,智能存储卡(Smart Media Card,SMC),安全数字(Secure Digital,SD)卡,闪存卡(Flash Card)等。进一步地,所述存储器还可以既包括所述终端的内部存储单元也包括外部存储设备。所述存储器用于存储安装于所述终端的应用软件及各类数据,例如所述安装终端的程序代码等。所述存储器还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。在一实施例中,存储器上存储有钢轨损伤检测程序,该钢轨损伤检测程序可被处理器所执行,从而实现本发明钢轨损伤检测方法。

[0099] 所述处理器在一些实施例中可以是一中央处理器(Central Processing Unit,CPU),微处理器或其他数据处理芯片,用于运行所述存储器中存储的程序代码或处理数据,例如执行所述钢轨损伤检测方法等。

[0100] 另外,本发明还提供一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机可读存储介质存储有钢轨损伤检测程序,所述钢轨损伤检测程序被处理器实行时实现所述钢轨损伤检测方法的步骤。

[0101] 下面进一步举实施例以详细说明本发明。同样应理解,以下实施例只用于对本发明进行进一步说明,不能理解为对本发明保护范围的限制,本领域的技术人员根据本发明的上述内容作出的一些非本质的改进和调整均属于本发明的保护范围。

[0102] 实施例1

[0103] 利用所述钢轨损伤检测方法展示700次断铅测试的钢轨检测结果(多次重复步骤S10和步骤S20),其中1-200号样本对应所述超声信号样本训练集(即在基准无伤钢轨上采集的数据),201-400号样本对应另外两条健康状态钢轨,而401-700号样本对应三条不同程度磨损、开裂的钢轨。

[0104] 通过计算多次断铅测试所得出的指标 $\lambda$ 落入既定的健康范围 $I_{95}(\hat{\lambda})$ 的比例,得出钢轨损伤状态的概率性检测结果。

[0105] 如图6所示,其中#2钢轨有72%的指标 $\lambda$ 在健康状态范围内,即可得出其大概率为健康钢轨;而#5钢轨仅有17%的指标 $\lambda$ 在范围内,因此其大概率带伤。

[0106] 综上所述,本发明提供的一种钢轨损伤检测方法、系统及终端,钢轨损伤检测方法包括步骤:通过断铅实验多次获取无损钢轨的原始超声信号,并进行分割预处理,得到多个超声信号样本训练集;将多个所述超声信号样本训练集输入对抗自编码器模型中进行训练,得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型;获取待测钢轨的超声信号,经分割预

处理后输入所述钢轨损伤检测模型中进行处理,输出所述待测钢轨的检测结果。本发明使用断铅作为超声激励,钢轨损伤检测模型为损伤检测框架,利用断铅实验产生的原始超声信号经分割预处理后作为超声信号样本训练集,通过对所述超声信号样本训练集进行模型训练,从而得到基于多维高斯概率分布的钢轨损伤检测模型,然后获取待测钢轨的超声信号输入所述钢轨损伤检测模型后,即可得到待测钢轨的检测结果。该钢轨损伤检测方法相较于传统钢轨超声检测,具有成本极低、检测效率高,以及结果可靠且泛用性强的特点,而且对操作人员专业程度需求低,同时适用于大体量铁路系统的轨道快速巡检。并且,通过建立概率分析模型,引入不确定性钢轨异常状态评估方法,检测结果更可靠。

[0107] 具体地,本发明提出采用断铅来代替传统的超声波激励,操作简单且成本极低;采用对抗自编码器分析超声信号并编码为标准概率分布,提出不确定性的钢轨检测方法,鲁棒性强且结果可靠。

[0108] 应当理解的是,本发明的应用不限于上述的举例,对本领域普通技术人员来说,可以根据上述说明加以改进或变换,所有这些改进和变换都应属于本发明所附权利要求的保护范围。

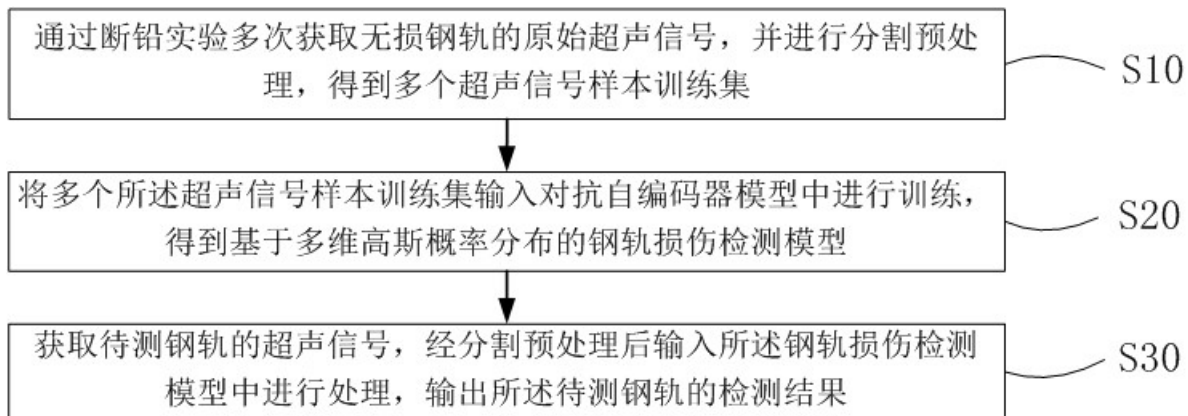


图 1

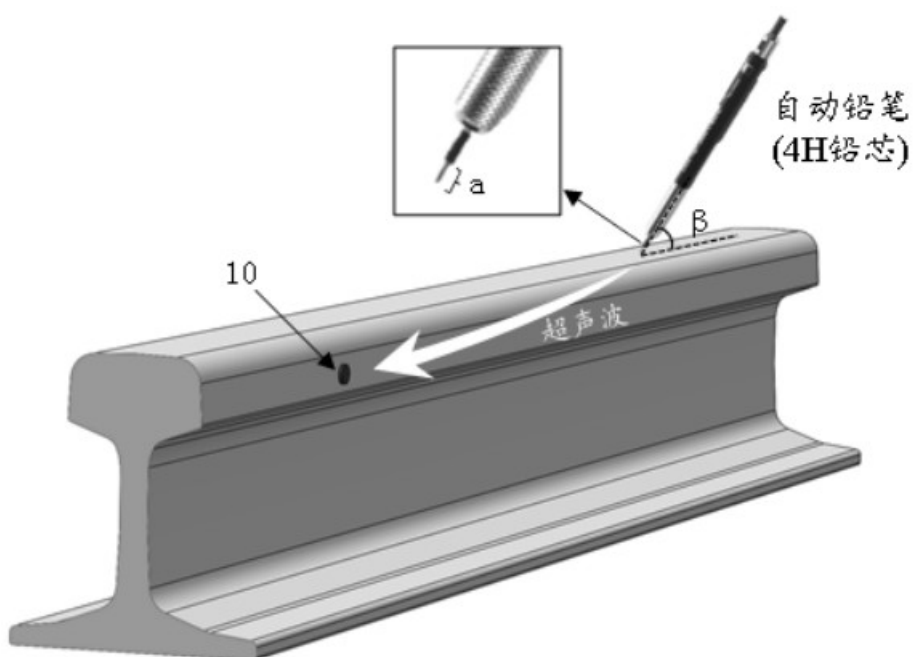


图 2



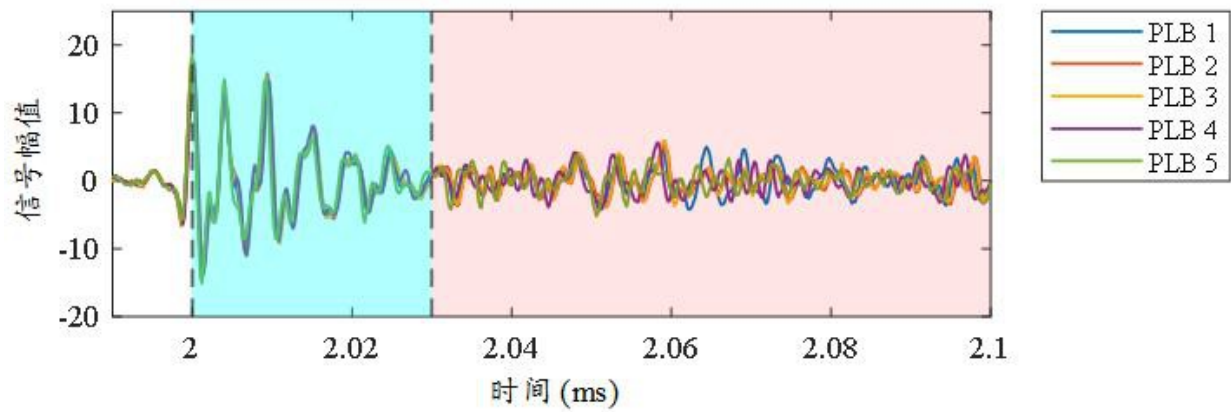


图 3

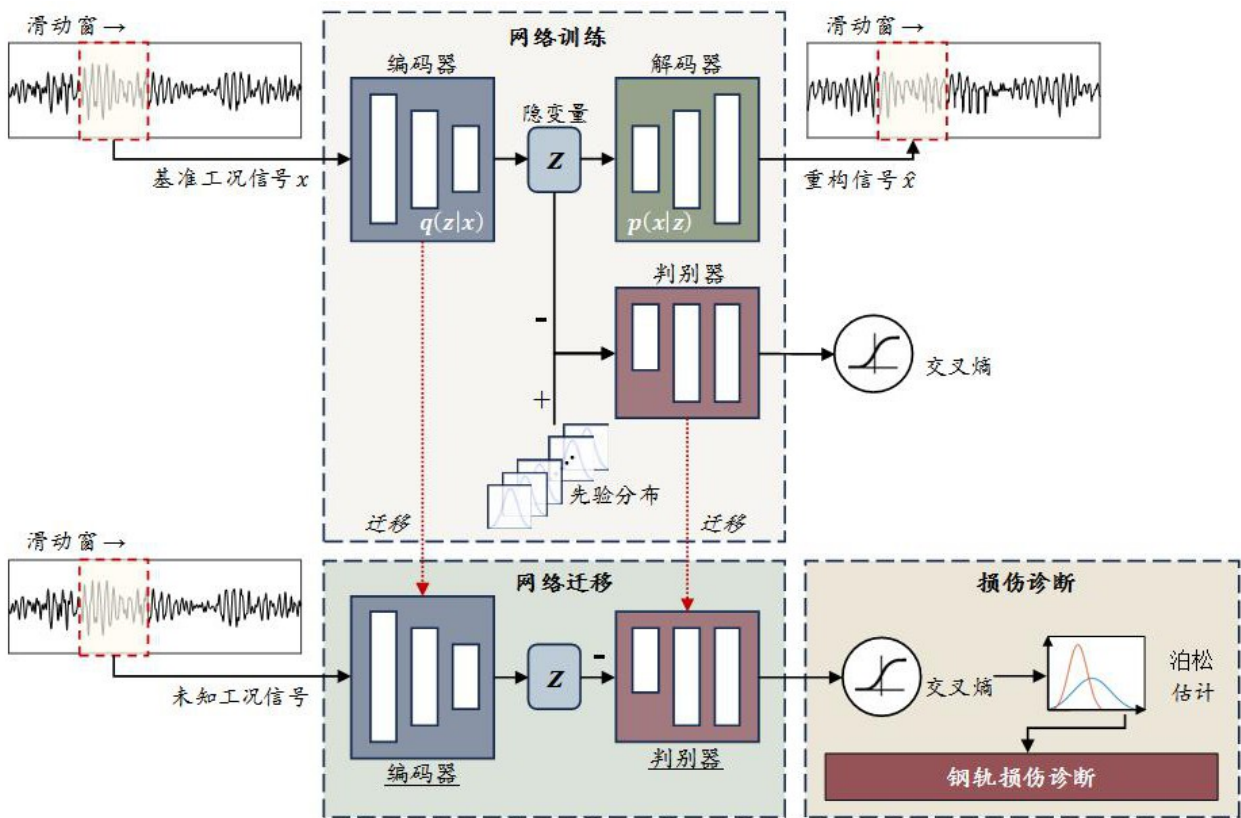


图 4

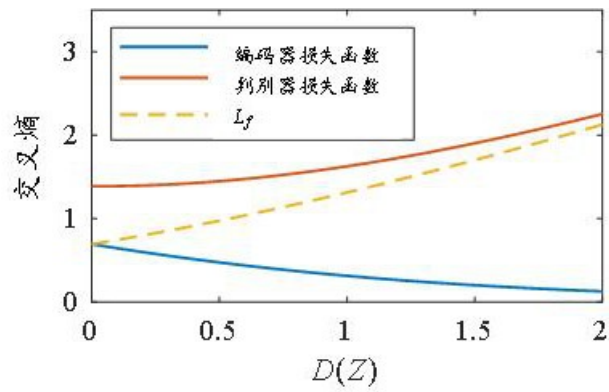


图 5

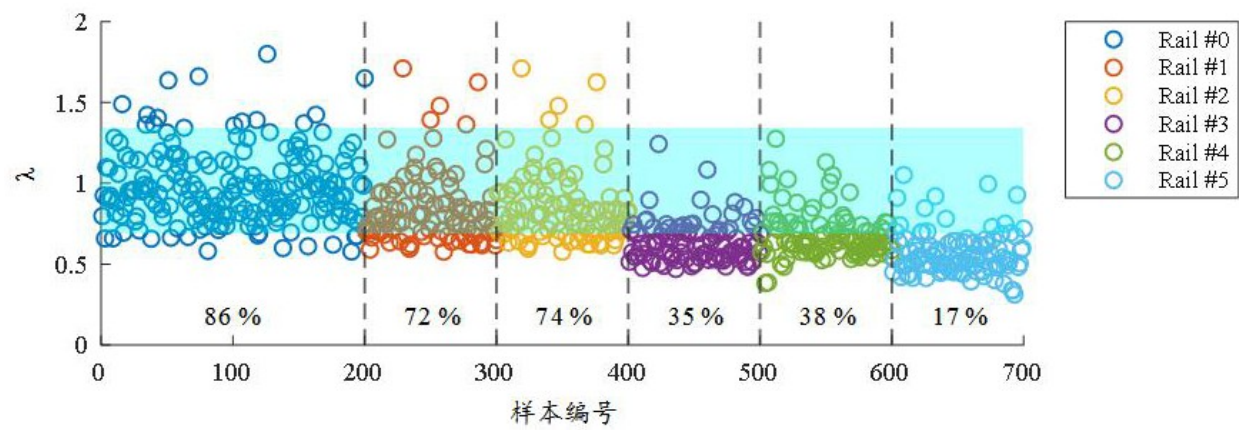


图 6