



(21) 申请号 202310651282.0

(22) 申请日 2023.06.05

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 116383635 A

(43) 申请公布日 2023.07.04

(73) 专利权人 人工智能与数字经济广东省实验室(广州)

地址 510330 广东省广州市海珠区新港东路2429号首层自编051房

(72) 发明人 王鑫伟 胡楠 赵盈皓

(74) 专利代理机构 广州科粤专利商标代理有限公司 44001

专利代理师 杨可维

(51) Int. Cl.

G06F 18/213 (2023.01)

G06F 18/24 (2023.01)

G06F 18/214 (2023.01)

G06N 3/044 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01)

G01M 13/00 (2019.01)

(56) 对比文件

CN 114462127 A, 2022.05.10

IT 1060409 B, 1982.08.20

CN 112232244 A, 2021.01.15

CN 113627268 A, 2021.11.09

CN 114608826 A, 2022.06.10

CN 115293201 A, 2022.11.04

Siamak Talatahari 等. Chaos Game Optimization: a novel metaheuristic algorithm.《Artificial Intelligence Review》.2020,第917-1004页.

Wang Shengdong等. Composite fault diagnosis of analog circuit system using chaotic game optimization-assisted deep ELM-AE.《Measurement》.2022,第202卷第1-13页.

审查员 彭玉静

权利要求书3页 说明书8页 附图3页

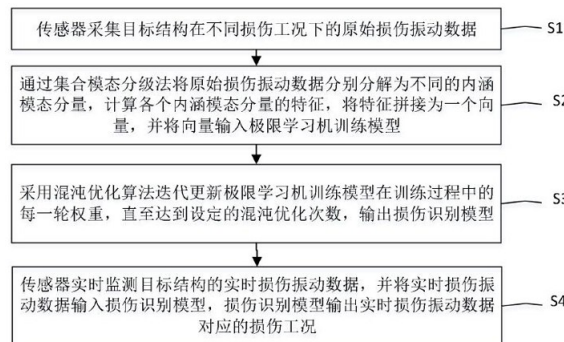
(54) 发明名称

基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法

(57) 摘要

本发明公开一种基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法,包括以下步骤:传感器采集目标结构在不同损伤工况下的原始损伤振动数据;通过集合模态分级法将原始损伤振动数据分别分解为不同的内涵模态分量,计算各个内涵模态分量的特征,将特征拼接为一个向量,并将向量输入极限学习机训练模型;采用混沌游戏优化算法迭代更新极限学习机训练模型在训练过程中的每一轮权重,直至达到设定的混沌优化次数,输出损伤识别模型;传感器实时监测目标结构的实时损伤振动数据,损伤识别模型输出实时损伤振动数据对应的损伤工况。本发明的有益效果是:将混沌游戏优化和极限学习机模型结合,

实现了快速、准确、运算量小的结构损伤识别。



1. 一种基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法,其特征在于,包括以下步骤:

传感器采集目标结构在不同损伤工况下的原始损伤振动数据;

通过集合模态分级法将所述原始损伤振动数据分别分解为不同的内涵模态分量,计算各个所述内涵模态分量的特征,将所述特征拼接为一个向量,并将所述向量输入极限学习机训练模型;

采用混沌游戏优化算法迭代更新所述极限学习机训练模型在训练过程中的每一轮权重,直至达到设定的混沌优化次数,输出损伤识别模型;多个所述传感器分布在所述目标结构表面的不同位置;所述损伤识别模型在建立之前和建立之后,所述传感器的设置位置均不变;

所述传感器实时监测所述目标结构的实时损伤振动数据,并将所述实时损伤振动数据输入所述损伤识别模型,所述损伤识别模型输出所述实时损伤振动数据对应的损伤工况;

所述混沌游戏优化算法的初始解为:

$$\mathbf{x}_i^j(0) = \mathbf{x}_{i,\min}^j + rand \cdot (\mathbf{x}_{i,\max}^j - \mathbf{x}_{i,\min}^j), \quad \begin{cases} i = 1, 2, \dots, n \\ j = 1, 2, \dots, d \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $\mathbf{x}_i^j(0)$  为第  $i$  个初始解第  $j$  个维度的值,  $\mathbf{x}_{i,\min}^j$  和  $\mathbf{x}_{i,\max}^j$  分别为第  $i$  个候选点第  $j$  个维度的下界和上界,  $rand$  为  $[0, 1]$  之间的随机数;

$$Seed_i^1 = X_i + \alpha_i^1 \times (\beta_i^1 \times GB - \gamma_i^1 \times MG_i), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$Seed_i^2 = GB + \alpha_i^2 \times (\beta_i^2 \times X_i - \gamma_i^2 \times MG_i), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$$Seed_i^3 = MG_i + \alpha_i^3 \times (\beta_i^3 \times X_i - \gamma_i^3 \times GB), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$Seed_i^4 = X_i (x_i^k = x_i^k + R), \quad k = [1, 2, \dots, d] \quad (6)$$

其中,  $X_i$  是对应迭代的第  $i$  个候选解;  $GB$  是迄今为止发现的全球最佳种子,  $MG_i$  是一些随机选取的、当前轮次中的,以及在定义域内的候选解的平均值;  $\alpha_i$  是随机生成的因子,用于模拟种子的运动限制,其中  $\beta_i$  和  $\gamma_i$  代表随机生成的0或者1;  $\alpha_i$ 、 $\beta_i$  和  $\gamma_i$  的上标表示这三个值是为每个种子随机生成的;  $k$  是  $[1, d]$  区间中的随机整数,  $R$  表示  $[0, 1]$  区间中均匀分布的随机数,  $\alpha_i$  有4种选取方式:

$$\alpha_i = \begin{cases} Rand \\ 2 \times Rand \\ (\delta \times Rand) + 1 \\ (\varepsilon \times Rand) + (\sim \varepsilon) \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $rand$  为  $[0, 1]$  之间的随机数;  $\delta$  和  $\varepsilon$  是在  $[0, 1]$  范围内选取的随机整数。

2. 如权利要求1所述的基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法,其特征在于,任意一个所述原始损伤振动数据均拥有相同数量的内涵模态分量,任意一个所述内涵模态分量均拥有相同数量的特征。

3. 如权利要求1所述的基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法,其特征在于,所述损伤工况为:人为控制损伤变量对所述目标结构进行破坏的过程。

4. 如权利要求1所述的基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法,其特征在于,所述混沌游戏优化算法包括:

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_i \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \cdots & x_1^j & \cdots & x_1^d \\ x_2^1 & x_2^2 & \cdots & x_2^j & \cdots & x_2^d \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_i^1 & x_i^2 & \cdots & x_i^j & \cdots & x_i^d \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_n^1 & x_n^2 & \cdots & x_n^j & \cdots & x_n^d \end{bmatrix}, \quad \begin{cases} i=1,2,\dots,n \\ j=1,2,\dots,d \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $X$  为样本空间内所有的候选解,  $X_i$  为样本空间中第  $i$  个可能的优化候选解,  $x_i^j$  表示第  $i$  个样本且该样本属于第  $j$  维度的坐标,  $x_n^d$  为第  $n$  个候选点的  $d$  维度坐标。

5. 一种基于改进极限学习机的结构损伤快速识别装置, 其特征在于, 所述装置包括:

采集模块, 用于集中调用传感器采集目标结构在不同损伤工况下的原始损伤振动数据;

特征拼接模块, 用于通过集合模态分级法将所述原始损伤振动数据分别分解为不同的内涵模态分量, 计算各个所述内涵模态分量的特征, 将所述特征拼接为一个向量, 并将所述向量输入极限学习机训练模型;

模型建立模块, 用于采用混沌游戏优化算法迭代更新所述极限学习机训练模型在训练过程中的每一轮权重, 直至达到设定的混沌优化次数, 输出损伤识别模型; 多个所述传感器分布在所述目标结构表面的不同位置; 所述损伤识别模型在建立之前和建立之后, 所述传感器的设置位置均不变;

损伤识别模块, 用于集中调用所述传感器实时监测所述目标结构的实时损伤振动数据, 并将所述实时损伤振动数据输入所述损伤识别模型, 所述损伤识别模型输出所述实时损伤振动数据对应的损伤工况;

所述混沌游戏优化算法的初始解为:

$$x_i^j(0) = x_{i,\min}^j + rand \cdot (x_{i,\max}^j - x_{i,\min}^j), \quad \begin{cases} i=1,2,\dots,n \\ j=1,2,\dots,d \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $x_i^j(0)$  为第  $i$  个初始解第  $j$  个维度的值,  $x_{i,\min}^j$  和  $x_{i,\max}^j$  分别为第  $i$  个候选点第  $j$  个维度的下界和上界,  $rand$  为  $[0,1]$  之间的随机数;

$$Seed_i^1 = X_i + \alpha_i^1 \times (\beta_i^1 \times GB - \gamma_i^1 \times MG_i), \quad i=1,2,\dots,n \quad (3)$$

$$Seed_i^2 = GB + \alpha_i^2 \times (\beta_i^2 \times X_i - \gamma_i^2 \times MG_i), \quad i=1,2,\dots,n \quad (4)$$

$$Seed_i^3 = MG_i + \alpha_i^3 \times (\beta_i^3 \times X_i - \gamma_i^3 \times GB), \quad i=1,2,\dots,n \quad (5)$$

$$Seed_i^4 = X_i (x_i^k = x_i^k + R), \quad k=[1,2,\dots,d] \quad (6)$$

其中,  $X_i$  是对应迭代的第  $i$  个候选解;  $GB$  是迄今为止发现的全球最佳种子,  $MG_i$  是一些随机选取的、当前轮次中的, 以及在定义域内的候选解的平均值;  $\alpha_i$  是随机生成的因子, 用于模拟种子的运动限制, 其中  $\beta_i$  和  $\gamma_i$  代表随机生成的 0 或者 1;  $\alpha_i$ 、 $\beta_i$  和  $\gamma_i$  的上标表示这三个值是为每个种子随机生成的;  $k$  是  $[1,d]$  区间中的随机整数,  $R$  表示  $[0,1]$  区间中均匀分布的随机数,  $\alpha_i$  有 4 种选取方式:

$$\alpha_i = \begin{cases} \text{Rand} \\ 2 \times \text{Rand} \\ (\delta \times \text{Rand}) + 1 \\ (\varepsilon \times \text{Rand}) + (\sim \varepsilon) \end{cases} \quad (7)$$

其中,rand为[0,1]之间的随机数; $\delta$ 和 $\varepsilon$ 是在[0,1]范围内选取的随机整数。

6.一种基于改进极限学习机的结构损伤快速识别装置,其特征在于,所述装置包括存储器、处理器和通信模块,其中,

所述存储器用于存储可执行程序代码;

所述处理器与所述存储器耦合;

所述处理器调用所述存储器中存储的所述可执行程序代码,执行如权利要求1-4任一项所述的基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法。

7.一种计算机可存储介质,其特征在于,所述计算机可存储介质存储有计算机指令,所述计算机指令被调用时,用于执行如权利要求1-4任一项所述的基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法。

## 基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及结构损伤识别领域,尤其涉及一种基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法。

### 背景技术

[0002] 目前,机器学习(AI)和深度学习(DL)已经广泛应用于结构损伤识别领域,针对特定结构,已经能较为准确的判断结构损伤。然而,目前使用AI和DL的方法,普遍计算量都很大,未知参数都有数十万或者数百万,每次模型进行学习都会消耗大量的算力,比如在下述引用的论文[1]和[2]中,作者分别针对损伤识别问题采用了不同的信息融合技术,实现了有效的构件级损伤判断。但由两篇文献的架构图可以看出,此类方法应用了大量的卷积计算,导致模型训练和推理较为复杂。针对无人机等移动设备,因其算力有限,现有方法都无法搭载于已有设备,无法实现实时处理。因此,减少模型的参数,并保障算法的精度,是该领域的一个研究重点。

[0003] [1] Liang M X, Cao P, Tang J. Rolling bearing fault diagnosis based on feature fusion with parallel convolutional neural network[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 112(3-4): 819-831。

[0004] [2] Wang D, Guo Q, Song Y, et al. Application of Multiscale Learning Neural Network Based on CNN in Bearing Fault Diagnosis[J]. Journal of Signal Processing Systems, 2019, 91(10): 1205-1217。

### 发明内容

[0005] 针对现有AI方法进行结构损伤识别运算量过大的问题,本发明提出一种基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法,旨在使用简单的小模型缩减运算量,并且保障小模型的计算精度。

[0006] 为解决上述技术问题,本发明第一方面提出一种基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法,包括以下步骤:

[0007] 传感器采集目标结构在不同损伤工况下的原始损伤振动数据;

[0008] 通过集合模态分级法将所述原始损伤振动数据分别分解为不同的内涵模态分量,计算各个所述内涵模态分量的特征,将所述特征拼接为一个向量,并将所述向量输入极限学习机训练模型;

[0009] 采用混沌游戏优化算法迭代更新所述极限学习机训练模型在训练过程中的每一轮权重,直至达到设定的混沌优化次数,输出损伤识别模型;

[0010] 所述传感器实时监测所述目标结构的实时损伤振动数据,并将所述实时损伤振动数据输入所述损伤识别模型,所述损伤识别模型输出所述实时损伤振动数据对应的损伤工况。

[0011] 在一些实施方式中,多个所述传感器分布在所述目标结构表面的不同位置。

[0012] 在一些实施方式中,所述损伤识别模型在建立之前和建立之后,所述传感器的设置位置均不变。

[0013] 在一些实施方式中,任意一个所述原始损伤振动数据均拥有相同数量的内涵模态分量,任意一个所述内涵模态分量均拥有相同数量的特征。

[0014] 在一些实施方式中,所述损伤工况为:人为控制损伤变量对所述目标结构进行破坏的过程。

[0015] 在一些实施方式中,所述混沌游戏优化算法包括:

$$[0016] \quad X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_i \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \cdots & x_1^j & \cdots & x_1^d \\ x_2^1 & x_2^2 & \cdots & x_2^j & \cdots & x_2^d \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_i^1 & x_i^2 & \cdots & x_i^j & \cdots & x_i^d \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_n^1 & x_n^2 & \cdots & x_n^j & \cdots & x_n^d \end{bmatrix}, \quad \begin{cases} i=1,2,\dots,n \\ j=1,2,\dots,d \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $X$  为样本空间内所有的候选解,  $X_i$  为样本空间中第  $i$  个可能得优化候选解,  $x_i^j$  表示第  $i$  个样本且该样本属于第  $j$  维度的坐标,  $x_n^d$  为第  $n$  个候选点的  $d$  维度坐标。

[0017] 在一些实施方式中,所述混沌游戏优化算法的初始解为:

$$x_i^j(0) = x_{i,\min}^j + rand \cdot (x_{i,\max}^j - x_{i,\min}^j), \quad \begin{cases} i=1,2,\dots,n \\ j=1,2,\dots,d \end{cases} \quad (2) \quad \text{其中, } x_i^j(0) \text{ 为第 } i \text{ 个}$$

初始解第  $j$  个维度的值,  $x_{i,\min}^j$  和  $x_{i,\max}^j$  分别为第  $i$  个候选点第  $j$  个维度的下界和上界,  $rand$  为  $[0,1]$  之间的随机数。

[0018] 本发明第二方面提出一种基于改进极限学习机的结构损伤快速识别装置,所述装置包括:

[0019] 采集模块,用于集中调用传感器采集目标结构在不同损伤工况下的原始损伤振动数据;

[0020] 特征拼接模块,用于通过集合模态分级法将所述原始损伤振动数据分别分解为不同的内涵模态分量,计算各个所述内涵模态分量的特征,将所述特征拼接为一个向量,并将所述向量输入极限学习机训练模型;

[0021] 模型建立模块,用于采用混沌游戏优化算法迭代更新所述极限学习机训练模型在训练过程中的每一轮权重,直至达到设定的混沌优化次数,输出损伤识别模型;

[0022] 损伤识别模块,用于集中调用所述传感器实时监测所述目标结构的实时损伤振动数据,并将所述实时损伤振动数据输入所述损伤识别模型,所述损伤识别模型输出所述实时损伤振动数据对应的损伤工况。

[0023] 本发明第三方面提出一种基于改进极限学习机的结构损伤快速识别装置,所述装置包括存储器、处理器和通信模块,其中,

[0024] 所述存储器用于存储可执行程序代码;

[0025] 所述处理器与所述存储器耦合;

[0026] 所述处理器调用所述存储器中存储的所述可执行程序代码,执行上述的基于改进

极限学习机的结构损伤快速识别方法。

[0027] 本发明第四方面提出一种计算机可存储介质,所述计算机存储介质存储有计算机指令,所述计算机指令被调用时,用于执行上述的基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法。

[0028] 本发明的有益效果为:将混沌游戏优化(chaos game optimization)和极限学习机(extreme learning machine)模型结合,实现了快速、准确、运算量小的结构损伤识别。

## 附图说明

[0029] 图1为本发明实施例一公开的基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法的流程示意图;

[0030] 图2为本发明实施例一公开的基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法的架构示意图;

[0031] 图3为美国土木工程学会结构健康监测基准结构的示意图;

[0032] 图4为本发明实施例二公开的基于改进极限学习机的结构损伤快速识别装置的结构示意图;

[0033] 图5为本发明实施例三公开的又一种基于改进极限学习机的结构损伤快速识别装置的结构示意图。

## 具体实施方式

[0034] 为使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚、明确,下面结合附图和具体实施方式对本发明的内容做进一步详细说明。可以理解的是,此处所描述的具体实施例仅仅用于解释本发明,而非对本发明的限定。另外还需要说明的是,为了便于描述,附图中仅示出了与本发明相关的部分而非全部内容。

[0035] 实施例一

[0036] 本实施例提出了一种基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法,将混沌游戏优化(chaos game optimization)和极限学习机(extreme learning machine)模型结合,实现了快速、准确、运算量小的结构损伤识别。

[0037] 如图1所示,包括以下步骤:

[0038] S1,传感器采集目标结构在不同损伤工况下的原始损伤振动数据。

[0039] 在本实施例的步骤S1中,可以采用实际现场缩尺/足尺测试,或者有限元模型模拟获取该原始损伤振动数据,该原始损伤振动数据包括加速度和/或速度信号。应当知晓的是,传感器分布位置不同将影响损伤振动数据的采集,因此,在采集数据之前,采用最大振动能量准则为目标,为目标结构中传感器的位置和数量进行了优化。

[0040] 再者,需要说明的是,步骤S1中所述的损伤工况是人为控制损伤变量对目标结构进行破坏的过程。

[0041] S2,通过集合模态分级法将原始损伤振动数据分别分解为不同的内涵模态分量,计算各个内涵模态分量的特征,将特征拼接为一个向量,并将向量输入极限学习机训练模型。

[0042] 在本实施例的步骤S2中,如图2所示的数据预处理部分中,展示的是某传感器在某

一损伤工况下的振动信号,先进行模态经验分解,得到了IMF1至IMFN个模态分量,其中任意一个IMF分量,都有特征1-特征n个特征,将各IMF的n个特征进行拼接,作为一个向量输入极限学习机。

[0043] 再者,任意一个原始损伤振动数据均拥有相同数量的内涵模态分量,任意一个内涵模态分量均拥有相同数量的特征。假设各个原始损伤振动数据均存在5个分量,确定了针对各原始损伤振动数据需要提取IMF1至IMF5分量,每一个IMF,应该计算表1中的所有特征。因此,极限学习机训练模型的输入是一个50 (5\*10) 维的向量。

[0044] 表1 内涵模态分量中各个特征的计算公式

$$\begin{aligned}
 \hat{f}p_1 &= \frac{\sum_{k=1}^K s(k)}{K} & \hat{f}p_6 &= \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K (f_k - \hat{f}p_5)^2 s(k)}{K}} \\
 \hat{f}p_2 &= \frac{\sum_{k=1}^K (s(k) - \hat{f}p_1)^2}{K-1} & \hat{f}p_7 &= \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K f_k^2 s(k)}{\sum_{k=1}^K s(k)}} \\
 \hat{f}p_3 &= \frac{\sum_{k=1}^K (s(k) - \hat{f}p_1)^3}{K(\sqrt{\hat{f}p_2})^3} & \hat{f}p_8 &= \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K f_k^4 s(k)}{\sum_{k=1}^K f_k^2 s(k)}} \\
 \hat{f}p_4 &= \frac{\sum_{k=1}^K (s(k) - \hat{f}p_1)^4}{K(\hat{f}p_2)^2} & \hat{f}p_9 &= \frac{\sum_{k=1}^K f_k^2 s(k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^K s(k) \sum_{k=1}^K f_k^4 s(k)}} \\
 \hat{f}p_5 &= \frac{\sum_{k=1}^K f_k s(k)}{\sum_{k=1}^K s(k)} & \hat{f}p_{10} &= \frac{\hat{f}p_6}{\hat{f}p_3}
 \end{aligned}$$

[0046] S3,采用混沌游戏优化算法迭代更新极限学习机训练模型在训练过程中的每一轮权重,直至达到设定的混沌优化次数,输出损伤识别模型。

[0047] S4,传感器实时监测目标结构的实时损伤振动数据,并将实时损伤振动数据输入损伤识别模型,损伤识别模型输出实时损伤振动数据对应的损伤工况。

[0048] 在本实施例的步骤S4中,损伤识别模型在建立之前和建立之后,传感器的设置位置均不变,传感器采集到的数据先经过S2转化为机器学习模型的输入特征向量,然后将特征向量输入到S3过程中训练好的CGO-ELM模型中,经过上述步骤即可实现快速损伤识别。

[0049] 混沌游戏优化算法包括:

$$[0050] \quad X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_i \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \cdots & x_1^j & \cdots & x_1^d \\ x_2^1 & x_2^2 & \cdots & x_2^j & \cdots & x_2^d \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_i^1 & x_i^2 & \cdots & x_i^j & \cdots & x_i^d \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_n^1 & x_n^2 & \cdots & x_n^j & \cdots & x_n^d \end{bmatrix}, \quad \begin{cases} i=1,2,\dots,n \\ j=1,2,\dots,d \end{cases} \quad (1)$$

[0051] 其中,  $\mathbf{X}$  为样本空间内所有的候选解,  $\mathbf{X}_i$  为样本空间中第  $i$  个可能得优化候选解,

$x_i^j$ 表示第*i*个样本且该样本属于第*j*维度的坐标, $x_n^d$ 为第*n*个候选点的*d*维度坐标。在本实施例中,查看图2可知, $d=n \times L$ 。后续计算中,会不断优化这个*n*个点的*d*维参数,并将最优解(即代入神经网络计算的损伤最小的候选点的参数)作为网络的权重参数。

[0052] 混沌游戏优化算法的初始解为:

$$x_i^j(0) = x_{i,\min}^j + rand \cdot (x_{i,\max}^j - x_{i,\min}^j), \quad \begin{cases} i = 1, 2, \dots, n \\ j = 1, 2, \dots, d \end{cases} \quad (2) \quad \text{其中, } x_i^j(0) \text{ 为第 } i \text{ 个}$$

初始解第*j*个维度的值, $x_{i,\min}^j$ 和 $x_{i,\max}^j$ 分别为第*i*个候选点第*j*个维度的下界和上界,rand为[0,1]之间的随机数。

[0053] 在每一轮次迭代中,都会生成一组候选解,并将其与已知解进行比较,性能更好的解将替换已有解。在多次迭代之后,所有候选解都可以收敛到同一位置,该即为最终优化结果,相关数值也就是极限学习机的参数 $\omega_{n \times L}$ 。以Xi的第一次迭代为例,说明候选解是如何更新的。首先 $X_i(0)$ 生成了4个候选解(四个seed),将这五个解(包含 $X_i(0)$ )进行对比,其中具有最小适应度(fitness value)的解被设置为 $X_i(1)$ (最小适应度表示此时模型具有最高的准确率)。

$$Seed_i^1 = X_i + \alpha_i^1 \times (\beta_i^1 \times GB - \gamma_i^1 \times MG_i), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$Seed_i^2 = GB + \alpha_i^2 \times (\beta_i^2 \times X_i - \gamma_i^2 \times MG_i), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

[0054]

$$Seed_i^3 = MG_i + \alpha_i^3 \times (\beta_i^3 \times X_i - \gamma_i^3 \times GB), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$Seed_i^4 = X_i (x_i^k = x_i^k + R), \quad k = [1, 2, \dots, d] \quad (6)$$

[0055] 其中, $X_i$ 是对应迭代的第*i*个候选解,即 $X_i(0)$ ;GB是迄今为止发现的全球最佳种子, $MG_i$ 是一些随机选取的、当前轮次中的、定义域内的候选解的平均值; $\alpha_i$ 是随机生成的因子,用于模拟种子的运动限制,其中 $\beta_i$ 和 $\gamma_i$ 代表随机生成的0或者1; $\alpha_i$  $\beta_i$  $\gamma_i$ 的上标,并表示这三个值是为每个种子随机生成的; $k$ 是[1,d]区间中的随机整数, $R$ 表示[0,1]区间中均匀分布的随机数。 $\alpha_i$ 有4种选取方式:

$$\alpha_i = \begin{cases} Rand \\ 2 \times Rand \\ (\delta \times Rand) + 1 \\ (\varepsilon \times Rand) + (\sim \varepsilon) \end{cases} \quad (7) \quad \text{其中,rand 为[0,1]之间的随机数; } \delta \text{ 和 } \varepsilon \text{ 是在[0,}$$

1]范围内选取的随机整数。

[0056] 具体的,本实施例提出的极限学习机训练模型只有三层网络结构,远小于几十层

的深度神经网络,解决了AI方法进行结构损伤识别运算量过大的问提。再者,为保障该“小模型”的计算精度,使用了混沌游戏优化算法,这种方法计算的模型的损失 (LOSS)比梯度下降类方法 (gradient based methods)的损失 (LOSS)更小,因此得到的精度更高。

[0057] 本实施例公开的方法,以美国土木工程学会的实验框架结构为例,进行损伤识别 (本实施例中的步骤S1-S4)。如图3所示,ASCE Benchmark模型为4层2跨×2跨的钢框架模型,各层平面尺寸为2.5m×2.5m,层高0.9m,四层共计3.6m,数值模型采用了48个梁单元 (每层12个,一共4层,共计48个),36个柱单元 (每层9个,一共4层,共计36个),32个斜撑单元 (每层8个,一共4层,共计32个)。损伤工况如表2所示。

[0058] 表2 损伤工况

| [0059] | 损伤工况 | 特征              |
|--------|------|-----------------|
|        | F0   | 完好              |
|        | F1   | 移除一层所有斜撑        |
|        | F2   | 移除一层和三层所有斜撑     |
|        | F3   | 移除一层某一斜撑        |
|        | F4   | 移除一层和三层某一斜撑     |
|        | F5   | 移除一层和二层某一斜撑     |
|        | F6   | 将一层某一斜撑的刚度降低30% |

[0060] 本申请提出的损伤识别模型 (浅度学习模型) 与深度学习模型的对比结果如下表3所示。

[0061] 表3 损伤识别模型 (浅度学习模型) 与深度学习模型的对比

| 模型种类       | 浅度学习模型  |         |         |         | 深度学习模型 |        |          |           |
|------------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|----------|-----------|
|            | CGO-ELM | PSO-ELM | SSA-ELM | CGO-ANN | ELM    | BP-ANN | Resnet34 | GoogLenet |
| 损伤识别       |         |         |         |         |        |        |          |           |
| 准确率 (%)    | 98.86   | 93.43   | 96.57   | 97.86   | 80.57  | 84.29  | 99.14    | 98.57     |
| [0062] 标准差 | 0.23    | 0.34    | 0.37    | 0.85    | 2.53   | 2.21   | 0.19     | 0.3       |
| 模型训练时间/s   | 31.57   | 16.43   | 30.47   | 58.63   | 0.21   | 3.32   | 123.64   | 109.89    |
| 模型测试时间/s   | 0.0036  | 0.0039  | 0.0037  | 0.0043  | 0.0038 | 0.0041 | 5.16     | 4.58      |

[0063] 本申请提出的方法为CGO-ELM (chaotic game optimization - extreme learning machine), 本方案针对ELM,对比使用了粒子群优化算法 (PSO,Particle Swarm Optimization)和麻雀搜索算法 (SSA, sparrow search algorithm) 优化权重的效果,同时还 将ELM与传统人工神经网络 (ANN, Artificial Neural Network),可以观察到在浅度学 习模型中,本方案提出模型的准确率最高,模型的测试时间也最短。与深度学习模型相比,

本方案的测试精度很接近,而且推理时间大幅减少。

#### [0064] 实施例二

[0065] 本实施例提出了一种基于改进极限学习机的结构损伤快速识别装置,请参阅图4,图4是本发明实施例公开的一种基于改进极限学习机的结构损伤快速识别装置的结构示意图。该装置包括:

[0066] 采集模块201,用于集中调用传感器采集目标结构在不同损伤工况下的原始损伤振动数据;

[0067] 特征拼接模块202,用于通过集合模态分级法将原始损伤振动数据分别分解为不同的内涵模态分量,计算各个内涵模态分量的特征,将特征拼接为一个向量,并将向量输入极限学习机训练模型;

[0068] 模型建立模块203,用于采用混沌游戏优化算法迭代更新极限学习机训练模型在训练过程中的每一轮权重,直至达到设定的混沌优化次数,输出损伤识别模型;

[0069] 损伤识别模块204,用于集中调用传感器实时监测目标结构的实时损伤振动数据,并将实时损伤振动数据输入损伤识别模型,损伤识别模型输出实时损伤振动数据对应的损伤工况。

#### [0070] 实施例三

[0071] 请参阅图5,图5是本发明实施例公开的又一种基于改进极限学习机的结构损伤快速识别装置的结构示意图。如图5所示,该控制平台可以包括:

[0072] 存储有可执行程序代码的存储器301;

[0073] 与存储器301耦合的处理器302;

[0074] 处理器302调用存储器301中存储的可执行程序代码,用于执行实施例一所描述的基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法中的步骤。

#### [0075] 实施例四

[0076] 本发明实施例公开了一种计算机程序产品,该计算机程序产品包括存储了计算机程序的非瞬时性计算机可读存储介质,且该计算机程序可操作来使计算机执行实施例一所描述的基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法中的步骤。

[0077] 以上所描述的装置实施例仅是示意性的,其中所述作为分离部件说明的模块可以是或者也可以不是物理上分开的,作为模块显示的部件可以是或者也可以不是物理模块,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络模块上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本实施例方案的目的。本领域普通技术人员在不付出创造性的劳动的情况下,即可以理解并实施。

[0078] 通过以上的实施例的具体描述,本领域的技术人员可以清楚地了解到各实施方式可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现,当然也可以通过硬件。基于这样的理解,上述技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品可以存储在计算机可读存储介质中,存储介质包括只读存储器(Read-Only Memory,ROM)、随机存储器(Random Access Memory,RAM)、可编程只读存储器(Programmable Read-only Memory,PROM)、可擦除可编程只读存储器(Erasable Programmable Read Only Memory,EPROM)、一次可编程只读存储器(One-time Programmable Read-Only Memory,OTPROM)、电子抹除式可复写只读存储器

(Electrically-Erasable Programmable Read-Only Memory,EEPROM)、只读光盘(Compact Disc Read-Only Memory,CD-ROM)或其他光盘存储器、磁盘存储器、磁带存储器、或者能够用于携带或存储数据的计算机可读的任何其他介质。

[0079] 最后应说明的是:本发明实施例公开的一种基于改进极限学习机的结构损伤快速识别方法及装置所揭露的仅为本发明较佳实施例而已,仅用于说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解;其依然可以对前述各项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;而这些修改或替换,并不使相应的技术方案的本质脱离奔放各项实施例技术方案的精神和范围。

[0080] 上述实施例只是为了说明本发明的技术构思及特点,其目的是在于让本领域内的普通技术人员能够了解本发明的内容并据以实施,并不能以此限制本发明的保护范围。凡是根据本发明内容的实质所做出的等效的变化或修饰,都应涵盖在本发明的保护范围内。

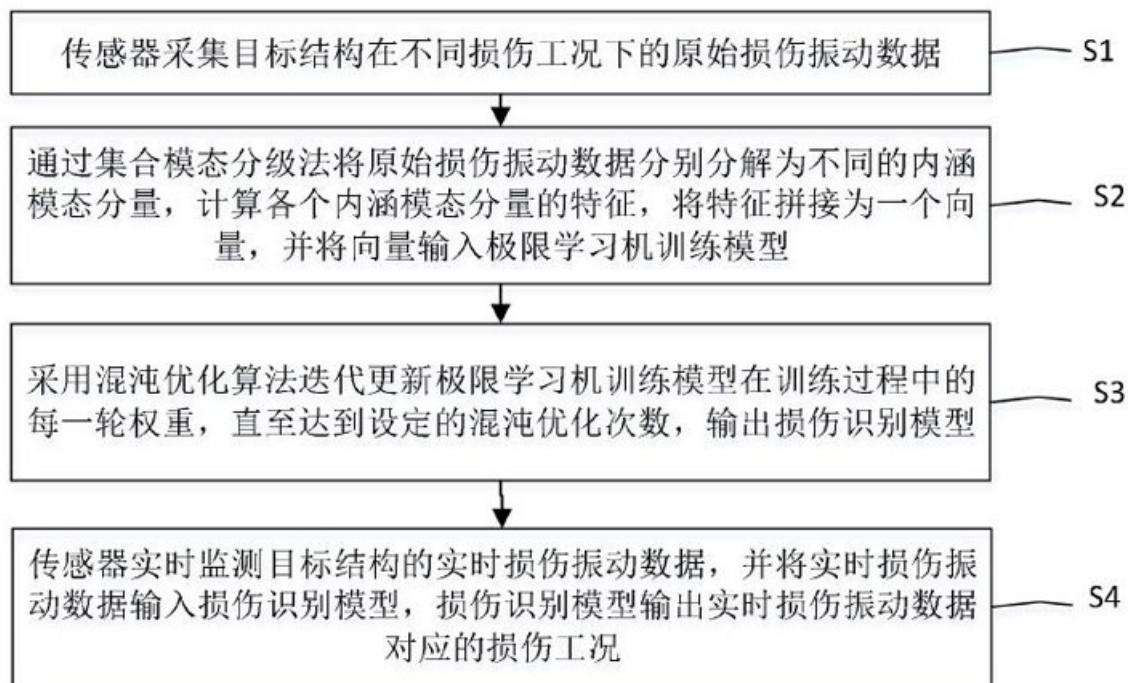


图 1

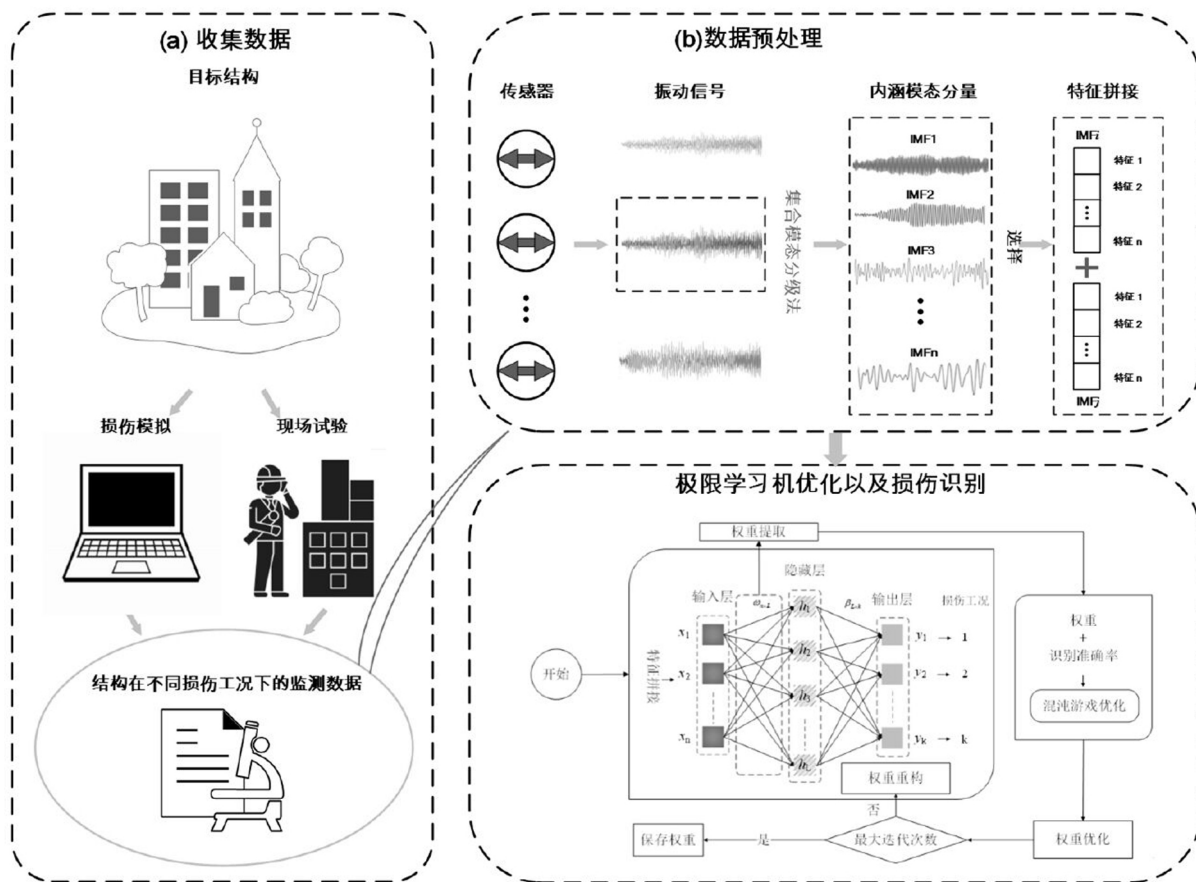


图 2



实测模型



数值模型

图 3

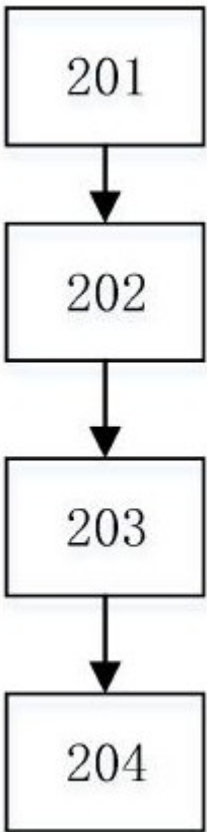


图 4

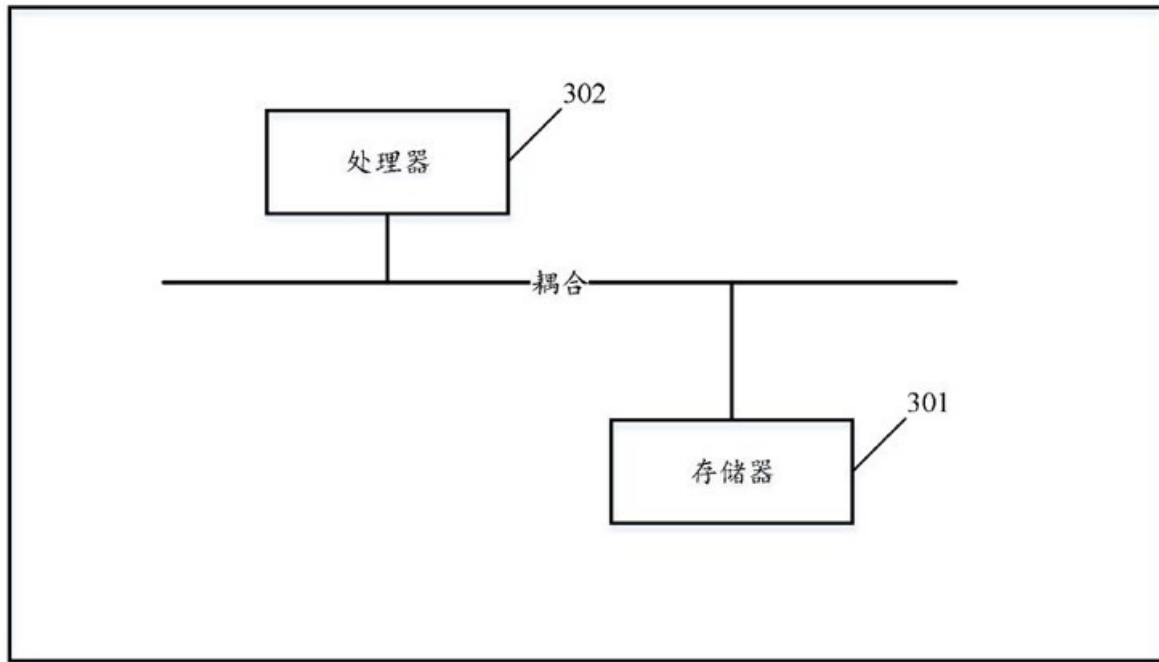


图 5