(19) 国家知识产权局



(12) 发明专利申请



(10) 申请公布号 CN 116907772 A (43) 申请公布日 2023. 10. 20

(21)申请号 202310878884.X

(22)申请日 2023.07.17

(71) 申请人 招商局重庆公路工程检测中心有限 公司

地址 400000 重庆市南岸区学府大道33号 (十六)幢

(72) 发明人 龚加兴 韩坤林 刘大洋 石永燕 宋刚 桑晓玉 宋纯冰 斯新华 邢春超 刘文韬 刘鹏 杨超华 李磊 杨小庆

(74) 专利代理机构 重庆鼎慧峰合知识产权代理 事务所(普通合伙) 50236

专利代理师 朱浩

(51) Int.CI.

GO1M 5/00 (2006.01)

GO6N 3/0442 (2023.01) GO6N 3/048 (2023.01) GO6N 5/048 (2023.01)

权利要求书2页 说明书7页 附图1页

(54) 发明名称

桥梁结构监测传感器的自诊断与故障源鉴 别方法及系统

(57) 摘要

本发明提供一种桥梁结构监测传感器的自诊断与故障源鉴别方法及系统,本方案通过定期采集传感器的传输数据,并通过采用长短期记忆神经网络模型,对采集的传感器数据进行实时分析,可以及时地发现异常情况,同时通过应用模糊逻辑算法,进行故障模式的预测和自我诊断,进而确定故障异常的来源,因此本方案极大地提升了桥梁异常来源的监测的效率和准确性。



1.一种桥梁结构监测传感器的自诊断与故障源鉴别方法,其特征在于,包括: 定期采集各个传感器的传输数据为初始数据;

构建长短期记忆模型对所述初始数据进行异常分析,得到携带传感器标记的异常数据;

采用模糊逻辑算法对所述异常数据进行分析,确定对应传感器的故障模式;

基于所述对应传感器,根据所述故障模式确定异常来源。

2.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述定期采集各个传感器的传输数据为初始数据步骤,包括:

根据初始情况,设定数据采集频率;

基于所述数据采集频率,定期采集传感器的传输数据为初始数据。

3.根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述定期采集各个传感器的传输数据为初始数据步骤之后,还包括:

对所述初始数据进行预处理;

根据预设策略,对所述预处理后的初始数据进行分析,确定异常模式。

4.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,构建长短期记忆模型对所述初始数据进行 异常分析步骤之后,还包括:

若并未输出携带传感器标记的异常数据,则记录所述初始数据,并迭代重复定期采集 各个传感器的传输数据为初始数据。

5.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述构建长短期记忆模型对所述初始数据进行异常分析步骤,包括:

设输入数据为 x_t ,隐藏状态为 h_t ,遗忘门为 f_t ,输入门为 i_t ,输出门为 o_t ,单元状态为 C_t ,则有:

$$\begin{split} &\mathbf{f}_{\mathbf{t}} = \sigma \left(\mathbf{W}_{\mathbf{f}} \bullet \left[\mathbf{h}_{\mathbf{t}-1}, \mathbf{x}_{\mathbf{t}} \right] + \mathbf{b}_{\mathbf{f}} \right) \\ &\mathbf{i}_{\mathbf{t}} = \sigma \left(\mathbf{W}_{\mathbf{i}} \bullet \left[\mathbf{h}_{\mathbf{t}-1}, \mathbf{x}_{\mathbf{t}} \right] + \mathbf{b}_{\mathbf{i}} \right) \\ &\tilde{C}_{t} = tanh \left(W_{C} \cdot \left[h_{t-1}, \mathbf{x}_{t} \right] + b_{c} \right) \\ &\mathbf{o}_{\mathbf{t}} = \sigma \left(\mathbf{W}_{\mathbf{o}} \bullet \left[\mathbf{h}_{\mathbf{t}-1}, \mathbf{x}_{\mathbf{t}} \right] + \mathbf{b}_{\mathbf{o}} \right) \\ &\mathbf{h}_{\mathbf{t}} = \mathbf{o}_{\mathbf{t}} * tanh \left(\mathbf{C}_{\mathbf{t}} \right) \end{split}$$

其中,W和b是模型参数, σ 是Sigmoid激活函数,*表示元素乘法, $[h_{t-1}, x_t]$ 表示连接上一隐藏状态和当前输入。

6.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述采用模糊逻辑算法对所述异常数据进行分析,确定对应传感器的故障模式步骤,包括:

设定异常状态向量 $A = [a_1, a_2, \cdots a_n]^T$,其中 a_i 是第i个异常状态的置信度,取值范围为 [0,1],其中0表示完全不相信该异常,1表示完全相信该异常;

设定故障模式向量 $B=[b_1,b_2,\cdots b_m]^T$,其中 b_j 是第j个故障模式的置信度,取值范围同样为[0,1];

设定模糊关系矩阵R,R是一个 $n \times m$ 的矩阵,其中 r_{ij} 表示在第i个异常状态下,第j个故障模式的置信度;

在进行模糊推理时,使用以下公式来计算故障模式向量 $B=[b_1,b_2,\cdots b_m]^T$:

 $B = A^{T} \cdot R$

若某一故障模式的置信度b_j解模糊化后的标签为对应的故障模式,则确定为对应传感器的故障模式。

7.根据权利要求6所述的方法,其特征在于,基于所述对应传感器,根据所述故障模式确定异常来源步骤,包括:

对触发异常状态的传感器进行加权平均,权重由每个传感器的权重因子决定,加权平均异常状态 \bar{C} 可以通过以下公式计算:

$$\bar{C} = \frac{1}{\sum_{l=1}^{q} W_l} \sum_{l=1}^{q} W_l \cdot C_l$$

其中,q表示传感器的个数,W₁表示每个传感器的权重因子,C₁为报告的异常状态。

8.根据权利要求7所述的方法,其特征在于,基于所述对应传感器,根据所述故障模式确定异常来源步骤,还包括:

预设上下限阈值 $\theta_1^{'}$ 和 $\theta_2^{'}$,若 $\bar{C} > \theta_1'$ 或 $\bar{C} < \theta_2'$,则异常来源于桥梁结构;

若 $\theta_2' \leq \bar{C} \leq \theta_1'$,则异常来源于传感器。

9.根据权利要求8所述的方法,其特征在于,所述基于所述对应传感器,根据所述故障模式确定异常来源步骤之后,还包括:

当所述异常来源于传感器时,则对所述对应传感器进行自检:

当所述异常来源于桥梁结构时,则触发预设的报警系统,进行异常预警。

10.一种桥梁结构监测传感器的自诊断与故障源鉴别系统,其特征在于,包括数据采集模块、数据分析模块和故障确定模块,其中:

所述数据采集模块用于,定期采集各个传感器的传输数据为初始数据;

所述数据分析模块用于,构建长短期记忆模型对所述初始数据进行异常分析,得到携带传感器标记的异常数据:

所述数据分析模块还用于,采用模糊逻辑算法对所述异常数据进行分析,确定对应传感器的故障模式;

所述故障确定模块用于,基于所述对应传感器,根据所述故障模式确定异常来源。

桥梁结构监测传感器的自诊断与故障源鉴别方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及桥梁技术领域,具体涉及一种桥梁结构监测传感器的自诊断与故障源鉴别方法及系统。

背景技术

[0002] 目前,桥梁结构监测系统广泛应用于对桥梁结构的健康状况进行实时监测。各结构健康监测传感器主要用于监测桥梁的环境、作用、结构响应和结构变化。传感器作为桥梁结构监测系统的重要组成部分,负责采集和传输结构的监测数据。然而,随着监测系统的日益复杂和大规模,单纯依赖人工对大量传感器数据进行分析和诊断已经变得越来越困难。此外,随着传感器技术的发展,传感器的精度和稳定性已经达到了非常高的水平,但仍然无法避免出现故障和异常。传感器数据一旦异常,目前的方式是首先需要对传感器诊断是否发生故障,在传感器诊断无异常的情况下,人工判断桥梁结构是否发生异常。这种方式下传感器无法实现自诊断,且主要依靠于人工排查,其异常来源的确定效率相对较低。因此需要一种能够快速实现桥梁结构监测传感器的自诊断与故障源鉴别的方法。

发明内容

[0003] 针对现有技术存在的不足,本发明提出一种桥梁结构监测传感器的自诊断与故障源鉴别方法及系统,以解决现有技术中存在的难以确定故障和异常来源的技术问题。

[0004] 一种桥梁结构监测传感器的自诊断与故障源鉴别方法,包括:定期采集各个传感器的传输数据为初始数据;构建长短期记忆模型对所述初始数据进行异常分析,得到携带传感器标记的异常数据;采用模糊逻辑算法对所述异常数据进行分析,确定对应传感器的故障模式;基于所述对应传感器,根据所述故障模式确定异常来源。

[0005] 在其中一个实施例中,所述定期采集各个传感器的传输数据为初始数据步骤,包括:根据初始情况,设定数据采集频率;基于所述数据采集频率,定期采集传感器的传输数据为初始数据。

[0006] 在其中一个实施例中,所述定期采集各个传感器的传输数据为初始数据步骤之后,还包括:对所述初始数据进行预处理;根据预设策略,对所述预处理后的初始数据进行分析,确定异常模式。

[0007] 在其中一个实施例中,构建长短期记忆模型对所述初始数据进行异常分析步骤之后,还包括:若并未输出携带传感器标记的异常数据,则记录所述初始数据,并迭代重复定期采集各个传感器的传输数据为初始数据。

[0008] 在其中一个实施例中,所述构建长短期记忆模型对所述初始数据进行异常分析步骤,包括:设输入数据为 x_t ,隐藏状态为 h_t ,遗忘门为 f_t ,输入门为 i_t ,输出门为 o_t ,单元状态为 C_t ,则有:

[0009]
$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

[0010] $i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$

[0011] $\tilde{C}_t = tanh (W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c)$

[0012] $O_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$

[0013] $h_{+} = 0_{+} * \tanh(C_{+})$

[0014] 其中,W和b是模型参数, σ 是Sigmoid激活函数,*表示元素乘法, $[h_{t-1},x_t]$ 表示连接上一隐藏状态和当前输入。

[0015] 在其中一个实施例中,所述采用模糊逻辑算法对所述异常数据进行分析,确定对应传感器的故障模式步骤,包括:设定异常状态向量 $A=[a_1,a_2,\dots a_n]^T$,其中 a_i 是第i个异常状态的置信度,取值范围为[0,1],其中0表示完全不相信该异常,1表示完全相信该异常;设定故障模式向量 $B=[b_1,b_2,\dots b_n]^T$,其中 b_j 是第j个故障模式的置信度,取值范围同样为[0,1];设定模糊关系矩阵R,R是一个 $n\times m$ 的矩阵,其中 r_{ij} 表示在第i个异常状态下,第j个故障模式的置信度;在进行模糊推理时,使用以下公式来计算故障模式向量 $B=[b_1,b_2,\dots b_n]^T$:

[0016] $B = A^{T}.R$

[0017] 若某一故障模式的置信度b_j解模糊化后的标签为对应的故障模式,则确定为对应 传感器的故障模式。

[0018] 在其中一个实施例中,基于所述对应传感器,根据所述故障模式确定异常来源步骤,包括:对触发异常状态的传感器进行加权平均,权重由每个传感器的权重因子决定,加权平均异常状态 \bar{C} 可以通过以下公式计算:

[0019]
$$\bar{C} = \frac{1}{\sum_{l=1}^{q} W_l} \sum_{l=1}^{q} W_l \cdot C_l$$

[0020] 其中,q表示传感器的个数, W_1 表示每个传感器的权重因子, C_1 为报告的异常状态。

[0021] 在其中一个实施例中,基于所述对应传感器,根据所述故障模式确定异常来源步骤,还包括:预设上下限阈值 θ'_1 和 θ'_2 ,若 $\bar{C} > \theta'_1$ 或 $\bar{C} < \theta'_2$,则异常来源于桥梁结构;若 $\theta'_2 \leq \bar{C} \leq \theta'_1$,则异常来源于传感器。

[0022] 在其中一个实施例中,所述基于所述对应传感器,根据所述故障模式确定异常来源步骤之后,还包括:当所述异常来源于传感器时,则对所述对应传感器进行自检;当所述异常来源于桥梁结构时,则触发预设的报警系统,进行异常预警。

[0023] 一种桥梁结构监测传感器的自诊断与故障源鉴别系统,包括数据采集模块、数据分析模块和故障确定模块,其中:所述数据采集模块用于,定期采集各个传感器的传输数据为初始数据;所述数据分析模块用于,构建长短期记忆模型对所述初始数据进行异常分析,得到携带传感器标记的异常数据;所述数据分析模块还用于,采用模糊逻辑算法对所述异常数据进行分析,确定对应传感器的故障模式;所述故障确定模块用于,基于所述对应传感器,根据所述故障模式确定异常来源。

[0024] 由上述技术方案可知,本发明的有益技术效果如下:

[0025] 1.定期采集传感器的传输数据,并通过采用长短期记忆(LSTM)模型,对采集的传感器数据进行实时分析,可以及时地发现异常情况,同时,通过应用模糊逻辑算法,进行故障模式的预测和自我诊断,进而确定故障异常的来源,因此本方案极大地提升了桥梁异常来源的监测的效率和准确性。

[0026] 2.通过预设阈值,并通过计算传感器的加权平均异常状态值与预设阈值进行比较,从而异常状态的来源,以区分问题是由传感器故障还是由桥梁结构问题引起的。

[0027] 3.定期对于无异常状态的持续监测,确保了数据采集的连续性,提高了维护的效率。

[0028] 4.在遇到无法自我修复的问题时,即异常来源于桥梁结构的情况,该方法还能够通过触发报警系统,及时通知维护人员介入,以保证桥梁的安全。

附图说明

[0029] 为了更清楚地说明本发明具体实施方式或现有技术中的技术方案,下面将对具体实施方式或现有技术描述中所需要使用的附图作简单介绍。在所有附图中,类似的元件或部分一般由类似的附图标记标识。附图中,各元件或部分并不一定按照实际的比例绘制。

[0030] 图1为一个实施例中一种桥梁结构监测传感器的自诊断与故障源鉴别方法的流程示意图;

[0031] 图2为一个实施例中一种桥梁结构监测传感器的自诊断与故障源鉴别装置的结构 框图。

具体实施方式

[0032] 下面将结合附图对本发明技术方案的实施例进行详细的描述。以下实施例仅用于更加清楚地说明本发明的技术方案,因此只作为示例,而不能以此来限制本发明的保护范围。

[0033] 需要注意的是,除非另有说明,本申请使用的技术术语或者科学术语应当为本发明所属领域技术人员所理解的通常意义。本公开实施例的说明书和权利要求书及上述附图中的术语"第一"、"第二"等是用于区别类似的对象,而不必用于描述特定的顺序或先后次序。应该理解这样使用的数据在适当情况下可以互换,以便这里描述的本公开实施例的实施例。此外,术语"包括"和"具有"以及他们的任何变形,意图在于覆盖不排他的包含。除非另有说明,术语"多个"表示两个或两个以上。本公开实施例中,字符"/"表示前后对象是一种"或"的关系。例如,A/B表示:A或B。术语"和/或"是一种描述对象的关联关系,表示可以存在三种关系。例如,A和/或B,表示:A或B,或,A和B这三种关系。术语"对应"可以指的是一种关联关系或绑定关系,A与B相对应指的是A与B之间是一种关联关系或绑定关系。

[0034] 在一个实施例中,如图1所示,提供了一种桥梁结构监测传感器的自诊断与故障源鉴别方法,包括:

[0035] S110定期采集各个传感器的传输数据为初始数据。

[0036] 具体地,本步骤旨在通过定期读取并记录传感器的输出数据,形成数据流。

[0037] 在其中一个实施例中,步骤S110包括:根据初始情况,设定数据采集频率;基于数据采集频率,定期采集传感器的传输数据为初始数据。

[0038] 具体地,初始情况即为桥梁的类型、地理位置、气候条件、交通状况以及传感器类型等因素。根据桥梁的类型、地理位置、气候条件、交通状况以及传感器类型等因素,结合相关行业规范,设定一个合适的数据采集频率。如对于一个大型悬索桥,由于其结构复杂,可能需要较高的数据采集频率,如50hz的方式采集加速度。对于一个市政天桥,则只需较低的

数据采集频率,如1h一次。在设定的频率下,现场工控机向每个传感器发送数据请求,传感器响应请求并返回当前的测量数据。这些数据可能包括桥梁的位移、振动、温度、湿度、风速、车流量等各种信息。

[0039] 在其中一个实施例中,步骤S110之后,还包括:对初始数据进行预处理;根据预设策略,对预处理后的初始数据进行分析,确定异常模式。

[0040] 具体地,在分析数据之前,对监测数据采取预处理操作,如去噪、标准化、填充缺失值、数据平滑等,这些操作可以帮助提高数据的质量,提高分析的准确性。预设策略即为:通过设定阈值判定数据是否超限,当数据超过或低于这些阈值时,则将其标记为异常。其中阈值通过有限元软件仿真取极限值的0.7倍得到,将相关异常数据输入至现场工控机进行实时分析,寻找可能的异常模式。

[0041] 可能的异常故障模式包括:传感器的异常(断电、失效、漂移、偏移等);桥梁结构异常。

[0042] S120构建长短期记忆模型对初始数据进行异常分析,得到携带传感器标记的异常数据。

[0043] 具体地,在本步骤中,使用长短期记忆(LSTM)模型对数据流进行分析和评估。返回的异常数据中携带有传感器标记,可以明确异常数据来源的传感器。

[0044] 在其中一个实施例中,步骤S120中的模型构建并进行异常分析包括:设输入数据为x,隐藏状态为h,遗忘门为f,输入门为i,输出门为o,单元状态为C,则有:

[0045] $f_{+} = \sigma(W_{f} \cdot [h_{f-1}, X_{f}] + b_{f})$

 $[0046] \quad i_t = \sigma(W_i \bullet [h_{t-1}, x_t] + b_i)$

[0047] $\tilde{C}_t = tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c)$

[0048] $o_t = \sigma(W_o \cdot [h_t^-, x_t] + b_o)$

[0049] $h_{t} = o_{t} * tanh(C_{t})$

[0050] 其中,W和b是模型参数, σ 是Sigmoid激活函数,*表示元素乘法, $[h_{t-1},x_t]$ 表示连接上一隐藏状态和当前输入。

[0051] 具体地,利用实时采集得传感器数据x_t进行在线辨别,确认状态是否异常。当输出数据与预期模型有显著偏差时,将返回异常状态。

[0052] 在其中一个实施例中,步骤S120之后,还包括:若并未输出携带传感器标记的异常数据,则记录初始数据,并迭代重复定期采集各个传感器的传输数据为初始数据。

[0053] 具体地,当建立的模型对初始数据的分析结果为数据正常时,就将这批初始数据进行记录,然后迭代重复步骤S110,继续重复本方法,这样定期对于无异常状态的持续监测,确保了数据采集的连续性,提高了维护的效率。在完成前面的步骤并未返回异常状态的情况下,该方法将继续进行常规的数据采集和分析,以便对桥梁结构保持持续的监控。同时,所有的传感器读数、自检结果以及可能的异常状态都将被记录在维护日志中。当未来出现问题时,可以根据历史记录,以帮助找出可能的故障模式,从而更好地定位问题,也可以作为优化监测系统性能、调整传感器布置和改进故障检测算法的参考数据。

[0054] S130采用模糊逻辑算法对异常数据进行分析,确定对应传感器的故障模式。

[0055] 具体地,一旦在数据分析中返回异常状态,就将采用模糊逻辑算法对异常数据进行分析,判断可能的故障模式。对于每个可能的故障模式,都有一个相关的置信度,表示该

故障模式的可能性。在模糊逻辑中,置信度通常用隶属度函数来表示,该函数将一个给定的输入映射到[0,1]之间的置信度值。这个置信度值表示输入属于某个模糊集合的程度或可能性。

[0056] 设置置信度的原理和方法如下:

[0057] 隶属度函数:首先需要定义隶属度函数,该函数描述了输入值与模糊集合之间的关系。隶属度函数采用高斯函数:

[0058]
$$\mu_A(x) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$$

[0059] 其中,x是输入值,c是高斯曲线的中心位置,σ是高斯曲线的标准差,控制曲线的宽度和陡峭程度。

[0060] 模糊化:通过将输入值映射到隶属度函数的取值范围内,将输入值模糊化为一组置信度值。每个置信度值表示了输入属于某个模糊集合的可能性。例如,对于输入值x,其模糊化结果可以表示为μ,(x)。

[0061] 推理和规则:利用模糊逻辑的推理机制,将模糊化后的输入值与预定义的模糊规则进行匹配和推理。每个规则可以包含多个条件和结论,并且每个条件和结论都具有相应的置信度。在推理过程中,使用模糊规则将模糊化后的输入值进行匹配和推理。规则可以表示为:如果条件1和条件2,则结论1。

[0062] 聚合:在推理过程中,根据规则的置信度和条件的置信度,通过聚合方法(如最大值、加权平均等)计算出每个结论的置信度。

[0063] 解模糊化:根据推理和聚合得到的置信度,可以进行解模糊化操作,将模糊的置信度转化为具体的标签。

[0064] 通过针对每一个可能的故障模式进行验证,确保了报警的准确性,避免了误报,提升了系统的可靠性。如果某个故障模式的置信度解模糊化后的标签为对应故障模式标签,将返回传感器存在的故障问题。并在步骤S140阶段进行进一步的故障定位和分析。

[0065] 在其中一个实施例中,步骤S130包括:设定异常状态向量 $A = [a_1, a_2, \dots a_n]^T$,其中 a_i 是第i个异常状态的置信度,取值范围为[0,1],其中0表示完全不相信该异常,1表示完全相信该异常;设定故障模式向量 $B = [b_1, b_2, \dots b_m]^T$,其中 b_j 是第j个故障模式的置信度,取值范围同样为[0,1];设定模糊关系矩阵R,R是一个n×m的矩阵,其中 $r_{i,j}$ 表示在第i个异常状态下,第j个故障模式的置信度;在进行模糊推理时,使用以下公式来计算故障模式向量 $B = [b_1, b_2, \dots b_m]^T$:

 $\begin{bmatrix} 0066 \end{bmatrix} \quad B = A^{T} \cdot R$

[0067] 若某一故障模式的置信度b_j解模糊化后的标签为对应的故障模式,则确定为对应 传感器的故障模式。

[0068] 具体地,采用模糊逻辑算法对异常数据进行分析,具体的方式可以通过设定模糊矩阵并利用模糊推理进行判断。模糊逻辑是处理不确定性的一种强大的工具,可以在存在不确定或模糊信息的情况下进行推理和决策。

[0069] S140基于对应传感器,根据故障模式确定异常来源。

[0070] 具体地,首先确定对应的传感器后,根据该对应的传感器的周边传感器或者属于同类型的其他传感器,对相同的桥梁结构进行验证。若所有传感器都报告出相同的异常,则

问题可能出在桥梁结构上,需要进行结构问题的分析和解决。如果只有一个或少数几个传感器报告出异常,那么问题可能出在传感器自身,需要进行传感器自检。

[0071] 在其中一个实施例中,步骤S140包括:对触发异常状态的传感器进行加权平均,权重由每个传感器的权重因子决定,加权平均异常状态 \bar{C} 可以通过以下公式计算:

[0072]
$$\bar{C} = \frac{1}{\sum_{l=1}^{q} W_l} \sum_{l=1}^{q} W_l \cdot C_l$$

[0073] 其中,q表示传感器的个数, W_1 表示每个传感器的权重因子, C_1 为报告的异常状态。

[0074] 具体地,对所有传感器报告的异常状态进行加权平均,权重由每个传感器的权重因子决定。假设我们有q个传感器,每个传感器的权重因子表示为 W_1 ,报告的异常状态表示为 C_1 。

[0075] 在其中一个实施例中,步骤S140还包括:预设上下限阈值 θ'_1 和 θ'_2 ,若 $\bar{C} > \theta'_1$ 或 $\bar{C} < \theta'_2$,则异常来源于桥梁结构;若 $\theta'_2 \leq \bar{C} \leq \theta'_1$,则异常来源于传感器。

[0076] 具体地,通过设定一个阈值上下限阈值 θ'_1 和 θ'_2 。如果 \bar{C} 超过阈值 θ'_1 和低于 θ'_2 ,则问题可能出在桥梁结构上,需要进行结构问题的分析和解决。否则,问题可能出在单个或少数传感器上,需要进行传感器自检。

[0077] 其中,可以通过对已知的正常运行数据进行分析来确定预设上下限阈值 θ'_1 和 θ'_2 ,其中 θ'_1 为上限, θ'_2 为下限。这些正常运行数据可以涵盖多个传感器的报告,并且应该代表桥梁结构或系统的正常工作状态。通过对这些数据进行统计分析、可以确定在正常情况下传感器报告的异常状态的加权平均值,通过设置预设阈值为平均值加上或减去3倍标准差,可以确定上下限阈值 θ'_1 和 θ'_2 ,超过这个界限的异常状态可以被认为是桥梁结构异常。

[0078] 在其中一个实施例中,步骤S140之后,还包括:当异常来源于传感器时,则对对应传感器进行自检;当异常来源于桥梁结构时,则触发预设的报警系统,进行异常预警。

[0079] 具体地,在遇到无法自我修复的问题时,该方法还能够通过触发报警系统,及时通知维护人员介入,以保证桥梁的安全。

[0080] 在一个实施例中,如图2所示,提供了一种桥梁结构监测传感器的自诊断与故障源鉴别系统,包括数据采集模块210、数据分析模块220和故障确定模块230,其中:

[0081] 数据采集模块210用于,定期采集各个传感器的传输数据为初始数据;

[0082] 数据分析模块220用于,构建长短期记忆模型对初始数据进行异常分析,得到携带传感器标记的异常数据;

[0083] 数据分析模块220还用于,采用模糊逻辑算法对异常数据进行分析,确定对应传感器的故障模式;

[0084] 故障确定模块230用于,基于对应传感器,根据故障模式确定异常来源。

[0085] 显然,本领域的技术人员应该明白,上述本发明的各模块或各步骤可以用通用的计算装置来实现,它们可以集中在单个的计算装置上,或者分布在多个计算装置所组成的网络上,可选地,它们可以用计算装置可执行的程序代码来实现,从而,可以将它们存储在计算机存储介质(ROM/RAM、磁碟、光盘)中由计算装置来执行,并且在某些情况下,可以以不同于此处的顺序执行所示出或描述的步骤,或者将它们分别制作成各个集成电路模块,或

者将它们中的多个模块或步骤制作成单个集成电路模块来实现。所以,本发明不限制于任何特定的硬件和软件结合。

[0086] 最后应说明的是:以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述各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实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分或者全部技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的范围,其均应涵盖在本发明的权利要求和说明书的范围当中。

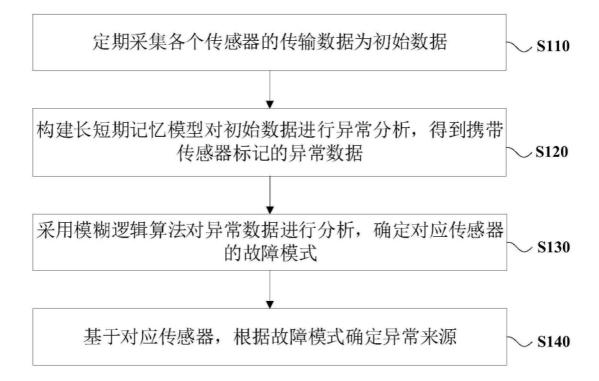


图1

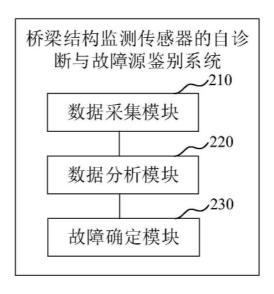


图2