



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111460728 B

(45) 授权公告日 2022.08.12

(21) 申请号 202010156709.6

G06N 3/04 (2006.01)

(22) 申请日 2020.03.09

G06N 3/08 (2006.01)

G06K 9/62 (2022.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 111460728 A

(56) 对比文件

(43) 申请公布日 2020.07.28

CN 110378052 A, 2019.10.25

CN 109697304 A, 2019.04.30

(73) 专利权人 华南理工大学

CN 110807257 A, 2020.02.18

CN 109522600 A, 2019.03.26

地址 510640 广东省广州市天河区五山路
381号

US 2019391574 A1, 2019.12.26

CN 110287583 A, 2019.09.27

(72) 发明人 张叙文 邢晓芬 徐向民 郭锴凌
殷瑞祥

审查员 时美晨

(74) 专利代理机构 广州市华学知识产权代理有
限公司 44245

专利代理师 霍健兰 梁莹

(51) Int. Cl.

G06F 30/27 (2020.01)

权利要求书3页 说明书6页 附图2页

(54) 发明名称

一种工业设备剩余寿命预测方法、装置、存储介质及设备

(57) 摘要

本发明提供了一种工业设备剩余寿命预测方法、装置、存储介质及设备；其中方法包括如下步骤：获取工业设备的传感器监测数据，对传感器监测数据进行数据预处理并获取训练样本；注意力循环神经网络的模型构建与训练：使用lstm网络和输出全连接层构建注意力循环神经网络；在训练过程中，通过注意力层和lstm网络对多维传感器时间序列中各类传感器时间序列赋予不同权重，将带不同权重的多维传感器时间序列输入lstm网络获取高维特征，最后通过输出全连接层获取预测结果；通过注意力循环神经网络预测剩余寿命。本发明能够对不同的传感器时间序列赋予不同的权重，使模型更加关注与工业设备剩余寿命相关度高的传感器输入，从而提高预测准确率。



1. 一种工业设备剩余寿命预测方法,其特征在于:包括如下步骤:

S1步、传感器监测数据获取与处理:获取工业设备的传感器监测数据,对传感器监测数据进行数据预处理并获取训练样本X;

S2步、注意力循环神经网络的模型构建与训练:使用lstm网络和输出全连接层构建注意力循环神经网络;使用所述训练样本X训练注意力循环神经网络直至收敛;在训练过程中,通过注意力层和lstm网络对多维传感器时间序列中各类传感器时间序列赋予不同权重,将带不同权重的多维传感器时间序列输入lstm网络获取高维特征,最后通过输出全连接层获取预测结果;

S3步、通过注意力循环神经网络预测剩余寿命:将待预测样本输入注意力循环神经网络,通过模型的注意力层和lstm网络获取待预测样本中各类传感器对应的权重,将带不同权重的待预测样本多维传感器时间序列输入lstm网络和输出全连接层获取剩余寿命预测结果;

所述S1步中,传感器监测数据是指对多个安装在工业设备上的传感器定期采集所得的多维传感器时间序列Z:

$$Z=[z_1^1, z_2^1, \dots, z_t^1; z_1^2, z_2^2, \dots, z_t^2; z_1^3, z_2^3, \dots, z_t^3; \dots; z_1^n, z_2^n, \dots, z_t^n]$$

其中,t代表数据采集的总时间,n代表传感器的数量;Z是一个n行t列的矩阵;

所述S1步包括如下步骤:

S11步、使用kmeans算法对多维传感器时间序列Z在时间维度上进行聚类,识别出不同时间下工业设备所属的不同工况;

S12步、分别对处于同一工况下的多维传感器时间序列Z使用z-score标准化方式进行标准化,获得标准化后的多维传感器时间序列数据Y;

S13步、以T作为时间窗口对所述多维传感器时间序列数据Y进行滑窗,构建出多个大小为n行T列的多维时间序列数据作为训练样本X;

S14步、每个训练样本的最后时刻距离工业设备发生故障的时刻之间的间隔作为工业设备的剩余使用寿命;

所述S2步中,注意力循环神经网络由注意力层、lstm网络以及输出全连接层组成;所述注意力层包含第一全连接层、第二全连接层和第三全连接层;所述lstm网络由lstm编码器和lstm解码器组成;

所述S2步中,使用所述训练样本训练注意力循环神经网络直至收敛,包含如下步骤:

S21步、对每个训练样本X,设定 x_t^k 为第k个传感器在t时刻的值,在每个时间步上计算 x_t^k 的权重 α_t^k ;权重 α_t^k 为:

$$\alpha_t^k = \frac{\exp(e_t^k)}{\sum_{i=1}^n \exp(e_t^i)}$$

$$e_t^k = V_f^T \tan h(W_f[h_{t-1}; s_{t-1}] + U_f x_t^k)$$

其中, V_f^T 、 W_f 和 U_f 是第一全连接层、第二全连接层和第三全连接层需要学习的参数,h和

s分别是lstm编码器上一个时刻的隐藏状态和细胞状态；

之后,计算出带不同权重的多维传感器时间序列 $\tilde{x}_t^k = \alpha_t^k x_t^k$;

S22步、将带不同权重的多维传感器时间序列 \tilde{x}_t^k 输入到lstm网络获得高维特征,高维特征经过输出全连接层后输出预测结果;

S23步、将均方误差作为损失函数,采用Adam算法更新注意力循环神经网络的模型参数。

2. 根据权利要求1所述的工业设备剩余寿命预测方法,其特征在于:在S11步之前,还包括步骤:使用线性插值方式填充传感器监测数据中的缺失值。

3. 一种工业设备剩余寿命预测装置,其特征在于:包括:

传感器数据获取与处理模块,用于获取工业设备的传感器监测数据,对传感器监测数据进行数据预处理并获取训练样本X;

注意力循环神经网络模型构建训练模块,用于使用lstm网络和输出全连接层构建注意力循环神经网络;使用所述训练样本X训练注意力循环神经网络直至收敛;在训练过程中,通过注意力层和lstm网络对多维传感器时间序列中各类传感器时间序列赋予不同权重,将带不同权重的多维传感器时间序列输入lstm网络获取高维特征,最后通过输出全连接层获取预测结果;

注意力循环神经网络预测模块,用于将待预测样本输入注意力循环神经网络,通过模型的注意力层和lstm网络获取待预测样本中各类传感器对应的权重,将带不同权重的待预测样本多维传感器时间序列输入lstm网络和输出全连接层获取剩余寿命预测结果;

所述传感器数据获取与处理模块中,传感器监测数据是指对多个安装在工业设备上的传感器定期采集所得的多维传感器时间序列Z:

$$Z=[z_1^1, z_2^1, \dots, z_t^1; z_1^2, z_2^2, \dots, z_t^2; z_1^3, z_2^3, \dots, z_t^3; \dots; z_1^n, z_2^n, \dots, z_t^n]$$

其中,t代表数据采集的总时间,n代表传感器的数量;Z是一个n行t列的矩阵;

所述传感器数据获取与处理模块的工作包括如下步骤:

S11步、使用kmeans算法对多维传感器时间序列Z在时间维度上进行聚类,识别出不同时间下工业设备所属的不同工况;

S12步、分别对处于同一工况下的多维传感器时间序列Z使用z-score标准化方式进行标准化,获得标准化后的多维传感器时间序列数据Y;

S13步、以T作为时间窗口对所述多维传感器时间序列数据Y进行滑窗,构建出多个大小为n行T列的多维时间序列数据作为训练样本X;

S14步、每个训练样本的最后时刻距离工业设备发生故障的时刻之间的间隔作为工业设备的剩余使用寿命;

所述注意力循环神经网络模型构建训练模块中,注意力循环神经网络由注意力层、lstm网络以及输出全连接层组成;所述注意力层包含第一全连接层、第二全连接层和第三全连接层;所述lstm网络由lstm编码器和lstm解码器组成;

所述注意力循环神经网络模型构建训练模块中,使用所述训练样本训练注意力循环神经网络直至收敛,包含如下步骤:

S21步、对每个训练样本X, 设定 x_t^k 为第k个传感器在t时刻的值, 在每个时间步上计算 x_t^k 的权重 α_t^k ; 权重 α_t^k 为:

$$\alpha_t^k = \frac{\exp(e_t^k)}{\sum_{i=1}^n \exp(e_t^i)}$$

$$e_t^k = V_f^T \tan h(W_f[h_{t-1}; s_{t-1}] + U_f x_t^k)$$

其中, V_f^T 、 W_f 和 U_f 是第一全连接层、第二全连接层和第三全连接层需要学习的参数, h和s分别是lstm编码器上一个时刻的隐藏状态和细胞状态;

之后, 计算出带不同权重的多维传感器时间序列 $\tilde{x}_t^k = \alpha_t^k x_t^k$;

S22步、将带不同权重的多维传感器时间序列 \tilde{x}_t^k 输入到lstm网络获得高维特征, 高维特征经过输出全连接层后输出预测结果;

S23步、将均方误差作为损失函数, 采用Adam算法更新注意力循环神经网络的模型参数。

4. 一种存储介质, 其特征在于, 其中所述存储介质存储有计算机程序, 所述计算机程序当被处理器执行时使所述处理器执行权利要求1或2所述的工业设备剩余寿命预测方法。

5. 一种计算设备, 包括处理器以及用于存储处理器可执行程序存储器, 其特征在于, 所述处理器执行存储器存储的程序时, 实现权利要求1或2所述的工业设备剩余寿命预测方法。

一种工业设备剩余寿命预测方法、装置、存储介质及设备

技术领域

[0001] 本发明涉及工业设备剩余使用寿命预测领域,具体涉及一种工业设备剩余寿命预测方法、装置、存储介质及设备。

背景技术

[0002] 近年来,随着工业4.0的推进,传感器技术、大数据和人工智能技术的发展,预测与健康技术 (PHM) 越来越受到关注。而剩余寿命预测技术是PHM中的关键部分,目前主要包含基于物理模型的方法和基于数据驱动的方法这两大类。基于物理模型的方法,通常难以通过分析复杂的设备机理获取精确的物理失效模型,而且耗时费力,对不同的设备需要分析建立不同的失效模型。通过数据驱动的方法不依赖设备本身的机理特性,通过收集和分析大量的设备运行数据进行剩余寿命预测。目前,基于数据驱动的剩余寿命预测方法主要包含基于统计模型的方法,基于机器学习的方法和融合模型的方法。机器学习中的深度学习能够在可以获取大量数据的条件下提取深层次数据特征,达到良好的预测效果。因此,已有大量的深度学习应用方法应用到剩余寿命预测当中。

[0003] 然而,目前的深度学习例如长短期记忆网络,时间卷积神经网络等直接从工业设备的多维传感器监测数据中提取高维特征,没有考虑到不同的传感器数据和剩余使用寿命的相关程度。因此,现亟待设计出一种能够自动学习到不同的传感器时间序列和剩余寿命的相关程度,并且给不同的传感器时间序列赋予不同权重的深度学习应用方法。

发明内容

[0004] 为克服现有技术中的缺点与不足,本发明的目的在于提供一种工业设备剩余寿命预测方法、装置、存储介质及设备;本发明基于注意力循环神经网络模型,区别于普通的lstm模型,该模型能够对不同的传感器时间序列赋予不同的权重,使模型更加关注与工业设备剩余寿命相关度高的传感器时间序列,从而提高工业设备剩余寿命预测的准确率。

[0005] 为了达到上述目的,本发明通过下述技术方案予以实现:一种工业设备剩余寿命预测方法,其特征在于:包括如下步骤:

[0006] S1步、传感器监测数据获取与处理:获取工业设备的传感器监测数据,对传感器监测数据进行数据预处理并获取训练样本X;

[0007] S2步、注意力循环神经网络的模型构建与训练:使用lstm网络和输出全连接层构建注意力循环神经网络;使用所述训练样本X训练注意力循环神经网络直至收敛;在训练过程中,通过注意力层和lstm网络对多维传感器时间序列中各类传感器时间序列赋予不同权重,将带不同权重的多维传感器时间序列输入lstm网络获取高维特征,最后通过输出全连接层获取预测结果;

[0008] S3步、通过注意力循环神经网络预测剩余寿命:将待预测样本输入注意力循环神经网络,通过模型的注意力层和lstm网络获取待预测样本中各类传感器对应的权重,将带不同权重的待预测样本多维传感器时间序列输入lstm网络和输出全连接层获取剩余寿命

预测结果。

[0009] 优选地,所述S1步中,传感器监测数据是指对多个安装在工业设备上的传感器定期采集所得的多维传感器时间序列Z:

$$[0010] \quad Z=[z_1^1, z_2^1, \dots, z_t^1; z_1^2, z_2^2, \dots, z_t^2; z_1^3, z_2^3, \dots, z_t^3; \dots; z_1^n, z_2^n, \dots, z_t^n]$$

[0011] 其中,t代表数据采集的总时间,n代表传感器的数量;Z是一个n行t列的矩阵。

[0012] 优选地,所述S1步包括如下步骤:

[0013] S11步、使用kmeans算法对多维传感器时间序列Z在时间维度上进行聚类,识别出不同时间下工业设备所属的不同工况;

[0014] S12步、分别对处于同一工况下的多维传感器时间序列Z使用z-score标准化方式进行标准化,获得标准化后的多维传感器时间序列数据Y;

[0015] S13步、以T作为时间窗口对所述多维传感器时间序列数据Y进行滑窗,构建出多个大小为n行T列的多维时间序列数据作为训练样本X;

[0016] S14步、每个训练样本的最后时刻距离工业设备发生故障的时刻之间的间隔作为工业设备的剩余使用寿命。

[0017] 优选地,在S11步之前,还包括步骤:使用线性插值方式填充传感器监测数据中的缺失值。

[0018] 优选地,所述S2步中,注意力循环神经网络由注意力层、lstm网络以及输出全连接层组成;所述注意力层包含第一全连接层、第二全连接层和第三全连接层;所述lstm网络由lstm编码器和lstm解码器组成。

[0019] 优选地,所述S2步中,使用所述训练样本训练注意力循环神经网络直至收敛,包含如下步骤:

[0020] S21步、对每个训练样本X,设定 x_t^k 为第k个传感器在t时刻的值,在每个时间步上计算 x_t^k 的权重 α_t^k ;权重 α_t^k 为:

$$[0021] \quad \alpha_t^k = \frac{\exp(e_t^k)}{\sum_{i=1}^n \exp(e_t^i)}$$

$$[0022] \quad e_t^k = V_f^T \tanh(W_f[h_{t-1}; s_{t-1}] + U_f x_t^k)$$

[0023] 其中, V_f^T 、 W_f 和 U_f 分别是第一全连接层、第二全连接层和第三全连接层需要学习的参数,h和s分别是lstm编码器上一个时刻的隐藏状态和细胞状态;

[0024] 之后,计算出带不同权重的多维传感器时间序列 $\tilde{x}_t^k = \alpha_t^k x_t^k$;

[0025] S22步、将带不同权重的多维传感器时间序列 \tilde{x}_t^k 输入到lstm网络获得高维特征,高维特征经过输出全连接层后输出预测结果;

[0026] S23步、将均方误差作为损失函数,采用Adam算法更新注意力循环神经网络的模型参数。

[0027] 一种工业设备剩余寿命预测装置,其特征在于:包括:

[0028] 传感器数据获取与处理模块,用于获取工业设备的传感器监测数据,对传感器监测数据进行数据预处理并获取训练样本X;

[0029] 注意力循环神经网络模型构建训练模块,用于使用lstm网络和输出全连接层构建注意力循环神经网络;使用所述训练样本X训练注意力循环神经网络直至收敛;在训练过程中,通过注意力层和lstm网络对多维传感器时间序列中各类传感器时间序列赋予不同权重,将带不同权重的多维传感器时间序列输入lstm网络获取高维特征,最后通过输出全连接层获取预测结果;

[0030] 注意力循环神经网络预测模块,用于将待预测样本输入注意力循环神经网络,通过模型的注意力层和lstm网络获取待预测样本中各类传感器对应的权重,将带不同权重的待预测样本多维传感器时间序列输入lstm网络和输出全连接层获取剩余寿命预测结果。

[0031] 一种存储介质,其特征在于,其中所述存储介质存储有计算机程序,所述计算机程序当被处理器执行时使所述处理器执行上述工业设备剩余寿命预测方法。

[0032] 一种计算设备,包括处理器以及用于存储处理器可执行程序的存储器,其特征在于,所述处理器执行存储器存储的程序时,实现上述工业设备剩余寿命预测方法。

[0033] 与现有技术相比,本发明具有如下优点与有益效果:

[0034] 1、本发明基于注意力循环神经网络模型,区别于普通的lstm模型,该模型能够对不同的传感器时间序列赋予不同的权重,使模型更加关注与工业设备剩余寿命相关度高的传感器输入,从而提高工业设备剩余寿命预测的准确率;

[0035] 2、本发明利用kmeans算法对工业设备进行工况识别,然后对不同工况分别进行标准化,能够减少不同工况下传感器数值变化的影响,提高工业设备剩余寿命预测的准确率。

附图说明

[0036] 图1是为本发明工业设备剩余使用寿命预测方法的总体流程图;

[0037] 图2为本发明工业设备剩余使用寿命预测方法的数据获取与处理流程图;

[0038] 图3为本发明工业设备剩余使用寿命预测方法的整体模型图;

[0039] 图4为本发明工业设备剩余使用寿命预测方法的特征注意力权重计算示意图;

[0040] 图5为本发明工业设备剩余使用寿命预测方法的剩余寿命预测示意图。

具体实施方式

[0041] 下面结合附图与具体实施方式对本发明作进一步详细的描述。

[0042] 实施例一

[0043] 如图1所示,一种工业设备剩余寿命预测方法,包括如下步骤:数据获取与处理,获取工业设备的传感器监测数据,进行数据预处理并获取训练样本;模型构建与训练,使用lstm网络和全连接层构建特征注意力循环神经网络。在网络训练过程中,通过注意力层和lstm网络对不同传感器时间序列的赋予不同权重,将带不同权重的多维传感器时间序列输入lstm网络获取高维特征,最后通过全连接层获取预测结果;预测剩余寿命,将待预测样本输入训练好的注意力循环神经网络获取剩余寿命预测结果。

[0044] 下面以CMAPSS发动机仿真数据集为例,对本发明提出的方法做进一步说明。

[0045] CMAPSS发动机仿真数据集包含四个子集分别为FD001,FD002,FD003和FD004。原始

数据中包含24维的传感器序列数据。

[0046] 表1涡轮发动机数据集的详细统计结果

数据集	FD001	FD002	FD003	FD004
训练集的样本数	100	260	100	249
验证集的样本数	100	259	100	248
[0047] 发动机运行状态 种类	1	6	1	6
发动机故障种类	1	1	2	2

[0048] S1步、传感器监测数据获取与处理：

[0049] 获取工业设备的传感器监测数据，对传感器监测数据进行数据预处理并获取训练样本 Z ；传感器监测数据是指对多个安装在工业设备上的传感器定期采集所得的多维传感器时间序列 Z ：

$$[0050] \quad Z = [z_1^1, z_2^1, \dots, z_t^1; z_1^2, z_2^2, \dots, z_t^2; z_1^3, z_2^3, \dots, z_t^3; \dots; z_1^n, z_2^n, \dots, z_t^n]$$

[0051] 其中， t 代表数据采集的总时间， n 代表传感器的数量； Z 是一个 n 行 t 列的矩阵。在本实施例中， n 为24，代表有24维传感器时间序列。

[0052] 如图2所示，S1步包括如下步骤：

[0053] 若原始数据存在缺失值，则在S11步之前，还可以包括步骤：使用线性插值方式填充传感器监测数据中的缺失值。在本实施例中，原始数据不存在缺失值。

[0054] S11步、使用kmeans算法对多维传感器时间序列 Z 在时间维度上进行聚类，识别出不同时间下工业设备所属的不同工况；在本实施例中，原始数据集的FD002和FD004包含六种不同的工况，通过kmeans算法在时间维度上识别出不同工况。

[0055] S12步、分别对处于同一工况下的多维传感器时间序列 Z 使用z-score标准化方式进行标准化，获得标准化后的多维传感器时间序列数据 Y 。

[0056] S13步、以 T 作为时间窗口对所述多维传感器时间序列数据 Y 进行滑窗，构建出多个大小为 n 行 T 列的多维时间序列数据作为训练样本 X ；在本实施例中，时间窗口采用30个时间单位。

[0057] S14步、每个训练样本的最后时刻距离工业设备发生故障的时刻之间的间隔作为工业设备的剩余使用寿命。

[0058] S2步、注意力循环神经网络的模型构建与训练：

[0059] 使用lstm网络和输出全连接层构建注意力循环神经网络；使用所述训练样本 X 训练注意力循环神经网络直至收敛；在训练过程中，通过注意力层和lstm网络对多维传感器时间序列中各类传感器时间序列赋予不同权重，将带不同权重的多维传感器时间序列输入lstm网络获取高维特征，最后通过输出全连接层获取预测结果。

[0060] 如图3所示，注意力循环神经网络由注意力层、lstm网络以及输出全连接层组成；注意力层包含第一全连接层、第二全连接层和第三全连接层；lstm网络由lstm编码器和

lstm解码器组成。注意力层和所述lstm编码器用于在训练过程中在每个时间步上对不同的输入特征赋予不同的权重;lstm编码器和lstm解码器用于获取输入样本的高维特征。输出全连接层用于预测剩余使用寿命。

[0061] S2步包含如下步骤:

[0062] S21步、如图4所示,对每个训练样本X,设定 x_t^k 为第k个传感器在t时刻的值,在每个时间步上计算 x_t^k 的权重 α_t^k ;权重 α_t^k 为:

$$[0063] \quad \alpha_t^k = \frac{\exp(e_t^k)}{\sum_{i=1}^n \exp(e_t^i)}$$

$$[0064] \quad e_t^k = V_f^T \tanh(W_f[h_{t-1}; s_{t-1}] + U_f x_t^k)$$

[0065] 其中, V_f^T 、 W_f 和 U_f 是第一全连接层、第二全连接层和第三全连接层需要学习的参数,h和s分别是lstm编码器上一个时刻的隐藏状态和细胞状态;

[0066] 之后,计算出带不同权重的多维传感器时间序列 $\tilde{x}_t^k = \alpha_t^k x_t^k$;

[0067] S22步、如图5所示,将带不同权重的多维传感器时间序列 \tilde{x}_t^k 输入到lstm网络获得高维特征,高维特征经过输出全连接层后输出预测结果;

[0068] S23步、将均方误差作为损失函数,采用Adam算法更新注意力循环神经网络的模型参数。

[0069] S3步、通过注意力循环神经网络预测剩余寿命:

[0070] 将待预测样本输入注意力循环神经网络,通过模型的注意力层和lstm网络获取待预测样本中各类传感器对应的权重,将带不同权重的待预测样本多维传感器时间序列输入lstm网络和输出全连接层获取剩余寿命预测结果。

[0071] 综上所述,本实施例公开了基于注意力循环神经网络的工业设备剩余寿命预测方法,该方法利用kmeans算法对工业设备进行工况识别,然后对不同工况分别进行标准化,能够减少不同工况下传感器数值变化的影响,提高工业设备剩余寿命预测的准确率;该方法基于注意力循环神经网络模型,区别于普通的lstm模型,该模型能够对不同的传感器时间序列赋予不同的权重,使模型更加关注与工业设备剩余寿命相关度高的传感器输入,从而提高工业设备剩余寿命预测的准确率。

[0072] 实施例二

[0073] 为实现实施例一所述的一种工业设备剩余寿命预测方法,本实施例提供一种工业设备剩余寿命预测装置,包括:

[0074] 传感器数据获取与处理模块,用于获取工业设备的传感器监测数据,对传感器监测数据进行数据预处理并获取训练样本X;

[0075] 注意力循环神经网络模型构建训练模块,用于使用lstm网络和输出全连接层构建注意力循环神经网络;使用所述训练样本X训练注意力循环神经网络直至收敛;在训练过程中,通过注意力层和lstm网络对多维传感器时间序列中各类传感器时间序列赋予不同权重,将带不同权重的多维传感器时间序列输入lstm网络获取高维特征,最后通过输出全连

接层获取预测结果；

[0076] 注意力循环神经网络预测模块,用于将待预测样本输入注意力循环神经网络,通过模型的注意力层和lstm网络获取待预测样本中各类传感器对应的权重,将带不同权重的待预测样本多维传感器时间序列输入lstm网络和输出全连接层获取剩余寿命预测结果。

[0077] 实施例三

[0078] 本实施例一种存储介质,其特征在于,其中所述存储介质存储有计算机程序,所述计算机程序当被处理器执行时使所述处理器执行实施例一所述的工业设备剩余寿命预测方法。

[0079] 实施例四

[0080] 本实施例一种计算设备,包括处理器以及用于存储处理器可执行程序的存储器,其特征在于,所述处理器执行存储器存储的程序时,实现实施例一所述的工业设备剩余寿命预测方法。

[0081] 上述实施例为本发明较佳的实施方式,但本发明的实施方式并不受上述实施例的限制,其他的任何未背离本发明的精神实质与原理下所作的改变、修饰、替代、组合、简化,均应为等效的置换方式,都包含在本发明的保护范围之内。



图1

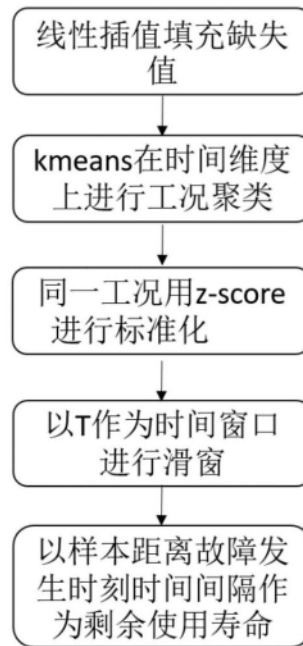


图2

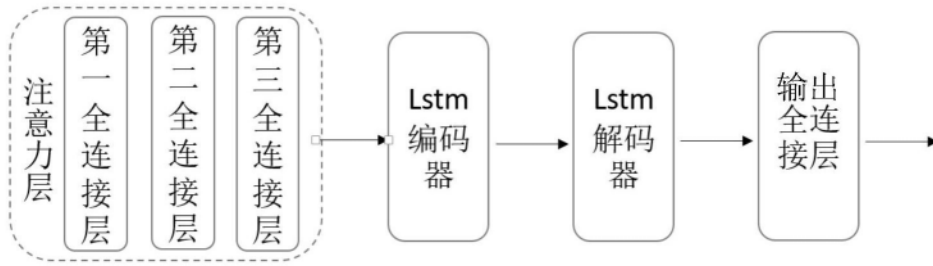


图3

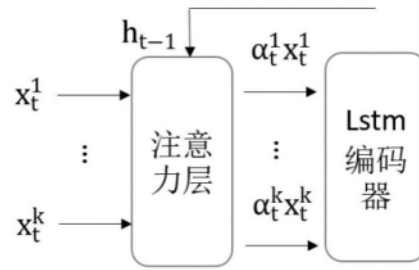


图4

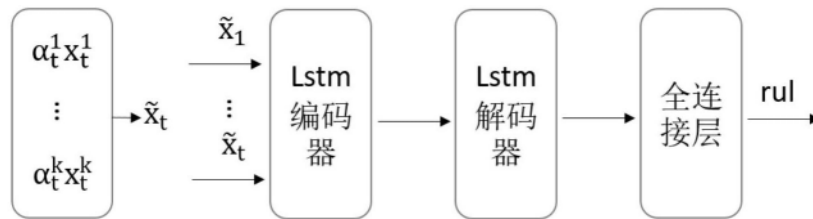


图5