(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国 际 局

(43) 国际公布日
2023 年 2 月 9 日 (09.02.2023)

WIPO | PCT

(10) 国际公布号
WO 2023/010658 A1

(51) 国际专利分类号:
G06F 30/27 (2020.01) *G06N 3/08* (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2021/119187

(22) 国际申请日: 2021 年 9 月 18 日 (18.09.2021)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
202110899542.7 2021年8月6日 (06.08.2021) CN

(71) 申请人: 大连理工大学 (**DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY**) [CN/CN]; 中国辽宁省大连市凌工路2号, Liaoning 116024 (CN)。

(72) 发明人: 孙希明 (**SUN, Ximing**); 中国辽宁省大连市凌工路2号大连理工大学, Liaoning 116024 (CN)。

李育卉 (**LI, Yuhui**); 中国辽宁省大连市凌工路2号大连理工大学, Liaoning 116024 (CN)。 全福祥 (**QUAN, Fuxiang**); 中国辽宁省大连市凌工路2号大连理工大学, Liaoning 116024 (CN)。

(81) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, IT, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

WO 2023/010658 A1

(54) **Title:** TIME DILATED CONVOLUTIONAL NETWORK-BASED METHOD FOR ALERTING OF ROTATING STALL IN COMPRESSOR

(54) 发明名称: 一种基于时间扩张卷积网络的压气机旋转失速预警方法

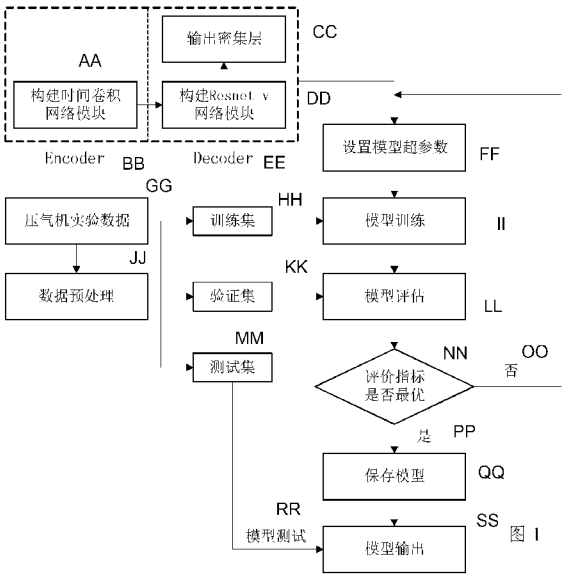


图 I

AA Construct a time dilated convolutional network module
BB Encoder
CC Output dense layer
DD Construct a Resnet-v network module
EE Decoder
FF Set model hyper-parameters
GG Compressor experimental data
HH Training set
II Model training
JJ Data pre-processing
KK Validation set
LL Model evaluation
MM Test set
NN Evaluate whether indicators are optimal
OO No
PP Yes
QQ Store the model
RR Model testing
SS Model output

(57) **Abstract:** A time dilated convolutional network-based method for alerting of a rotating stall in a compressor, comprising: firstly, pre-processing dynamic pressure data of an aero-engine, and dividing experimental data into a test dataset and a training dataset; secondly, constructing in sequence a temporal convolutional network module, a Resnet-v network module and a time dilated convolutional network prediction model, and storing an optimal prediction model; and finally, performing real-time prediction on the test data: adjusting data dimensions of the test dataset according to the input requirements of the temporal convolutional network prediction model;

[见续页]

(84) 指定国(除另有指明，要求每一种可提供的地区保护)：ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布：

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

using the time dilated convolutional network prediction model to calculate a predicted surge probability of each sample according to a time sequence; and using the time dilated convolutional network prediction model to calculate the real-time surge probability of a pair of samples, one containing covariates and the other not containing the covariates, so as to observe the enhancement of the covariates on model prediction effects. The method combines time-domain statistical characteristics and changing trends, thereby improving the precision of prediction. The method improves the active control performance of an engine and has a certain universality.

(57) 摘要：一种基于时间扩张卷积网络的压气机旋转失速预警方法，首先，对航空发动机动态压力数据进行预处理，在实验数据中划分出测试数据集和训练数据集；其次，依次构建时间卷积网络模块、构建Resnet-v网络模块、构建时间扩张卷积网络预测模型，保存最优预测模型；最后，在测试数据上进行实时预测：按照时间卷积网络预测模型的输入要求调整测试集数据维度；按时间顺序，通过时间扩张卷积网络预测模型计算每个样本的喘振预测概率；通过时间扩张卷积网络预测模型计算含有协变量与不含协变量的一对样本的实时喘振概率，观察协变量对模型预测效果的提升作用。该方法综合了时域统计特征和变化趋势，提高了预测精度；有利于提高发动机主动控制的性能，具有一定的普适性。

一种基于时间扩张卷积网络的压气机旋转失速预警方法

技术领域

本发明涉及一种基于时间扩张卷积网络的压气机旋转失速预警方法，属于航空发动机建模与仿真技术领域。

背景技术

航空发动机的性能稳定性直接关系到整机的飞行安全，而气路部件在整体流量、压力和能量方面维稳作用影响着发动机的整体工作状态，在各种常见的气路故障中，压气机旋转失速是其中一种破坏性极强、变化极快的故障，因此对其进行精准识别和及时预警是国内外航空发动机领域的研究重点。一般来说，压气机失稳发展过程主要有稳态、失速先兆、旋转失速和喘振四个阶段，每个阶段表现特征各异，发生机理较为复杂，传播非常迅速。稳定工作时压气机流量减少，压比增大，当流量减少到超过失稳边界时，压气机则会发生流动失稳，导致旋转失速或喘振的发生，流量波动极为剧烈。喘振发生时，发动机内的机械部件往往已经受到实质性损坏，因此，迫切需要将发动机失稳过程终止在旋转失速的初期，在未对部件造成破坏时就可识别早期微小故障征兆，从而给主动控制留出更多时间。

旋转失速的判别通常从压气机的脉动压力信号提取先兆信号的特征来检测失速，检测算法主要包括时域分析法、频域分析法和时频分析法。时域分析法依据压力信号的时域特征变化，利用方差分析、相关性分析等方法判别，计算速度快，方便工程应用，但对信号辅值依赖大，稳定性差，易受噪声影响。频域分析法通过分析信号频谱图的特征变化来检测，但有信号平稳性的前提要求，应用受限。时频分析法将时域信息和频谱特征结合，分析信息的维度增加，对非平稳信号可以更好地分析，但对于表现形态差异大的失速信号通用性不强。

发明内容

针对现有技术中准确性低，可靠性差的问题，本发明提供一种基于时间扩张卷积网络的压气机旋转失速预警方法。

本发明采用的技术方案如下：

一种基于时间扩张卷积网络的压气机旋转失速预警方法，包括以下步骤：

S1.对航空发动机喘振数据进行预处理，包括以下步骤：

S1.1 导入测量点的实验数据作为数据集，采用低通滤波器，对压力变化数据进行滤波处理；

S1.2 对滤波后数据进行降采样；根据喘振频率的数值分布区间，基于奈奎斯特采样定理，选定降采样率；

S1.3 对降采样后数据进行归一化处理，将数据分布通过线性变化映射到[0, 1]区间；

S1.4 采用滑动窗口技术构建数据集样本，以 steps 大小的时间步长为单位切分时域数据，每个数据窗口覆盖的采样点组成一个样本，并为每个样本标注喘振与否的标签 1 或 0；

S1.5 将整体数据集划分为训练数据集和测试数据集，再将训练数据集按 3:1 的比例划分为训练集和验证集；

S2.构建时间卷积网络模块，包括以下步骤：

S2.1 将每个样本维度调整为(steps,1)，作为时间卷积网络模块的输入，其中 steps 为时间步；

S2.2 搭建基于因果卷积和扩张卷积的扩张卷积模块，时间卷积网络内部每层的基本模块由两个内核大小和扩张因子数值相同的扩张卷积模块组成；在第一个扩张卷积后进行批量归一化处理，引入校正非线性单元 ReLU 以调整传入下一层的信息，第二个扩张卷积后再进行批量归一化处理，所得特征与上一层提取的特征加和，通过 ReLU 激活函数计算得到本层的输出特征；

S2.3 通过堆叠多个扩张卷积模块组建时间扩张卷积网络，扩大网络接受域，采用跳跃连接保留每个卷积层的输出信息，并采用 ReLU 激活函数激活得到时间卷积网络模块的输出；

S3.构建 Resnet-v 网络模块，包括以下步骤：

S3.1 考虑到喘振数据特性，设计的 Resnet-v 网络允许两部分数据输入，其中一部分是历史数据特征，另一部分是数据协变量；计算每个样本的时域统计特征，包括方差、均值、最值等数据特征，外加样本所对应的测量点编号，构成一组协变量特征，将其作为 Resnet-v 网络模块的输入之一；

S3.2 通过一组密集层和批量归一化层处理输入的协变量，再应用 ReLU 激活函数传入下一组密集层和批量归一化层；将其输出与时间卷积网络获取的数据特征加和，通过 ReLU 激活函数得到 Resnet-v 网络的输出；

S4.构建时间扩张卷积网络预测模型，包括以下步骤：

S4.1 采用类似 Seq2Seq 架构来构建时间扩张卷积网络预测模型，分为 Encoder 和 Decoder 两部分，其中 Encoder 部分为时间卷积网络模块，Decoder 部分由 Resnet-v 网络模块和输出密集层组成；

S4.2 将 Encoder 模块的输出特征h_t输入 Resnet-v 网络模块，如步骤 S3 所述进行运算得到融合输出；

S4.3Decoder 模块的输出密集层接收上步的融合输出，通过密集层、批量归一化层、ReLU 激活函数等处理，得到喘振的概率预测值；

S4.4 针对喘振数据训练中存在的问题，选用 MHL(Modified HuberLoss)作为损失函数；所

述 HuberLoss 作为一种鲁棒性更强的损失函数，能够有效结合 MSE 和 MAE 两种损失函数的优点，避免 MAE 在值为 0 时不可导问题与 MSE 受离群点影响大的缺点，其公式为：

$$L_\delta\big(y,f(x)\big)=\begin{cases}\frac{1}{2}(y-f(x))^2, & |y-f(x)|\le\delta\\ \delta|y-f(x)|-\frac{1}{2}\delta^2, & |y-f(x)|>\delta\end{cases}$$

其中，y代表真实数据值，$f(x)$代表当前预测值，δ是决定如何计算误差的超参数，$L_\delta\big(y,f(x)\big)$为当前计算的损失值。

另外引入影响因子β，$\beta\in[0,1]$，用来表示喘振状态的样本（类别为 1）被错误分类为非喘振状态（类别为 0）的影响大小，定义权重系数β_{0-1}为：

$$\beta_{0-1}=\begin{cases}\beta, & y=1\\ 1-\beta, & y=0\end{cases}$$

最终损失函数形式为$MHL=\beta_{0-1}L_\delta\big(y,f(x)\big)$。

S4.5 保存训练后模型并在验证集上测试，根据验证集评价指标调整模型超参数，评价指标采用F_score指标，保存使评价指标最优的模型得到最终的时间扩张卷积网络预测模型；

所述F_score指标如下：

$$F_{score}=(1+\beta^2)*\frac{P\cdot R}{\beta^2*P+R}$$

其中，P 为精确率(Precision)，表示被分为正类的样本中实际为正类的比例：$P=\frac{TP}{TP+FP}$，TP 为真正例数，FP 为假正例数；R 为召回率(Recall)，表示样本中正类被正确预测的比例：$R=\frac{TP}{TP+FN}$，TP 为真正例数，FN 为假负例数。由于正类被预测为负类的，即喘振样本预测为非喘振造成的损失更大，所以β取为 2，增大召回率在评估指标中的重要性。

S5.在测试数据上进行实时预测

S5.1 获取步骤 S1 中预处理后划分出的测试集数据，按照时间扩张卷积网络预测模型的输入要求调整数据维度；

S5.2 采用训练后的时间扩张卷积网络预测模型计算每个样本的喘振预测概率，并按照时间顺序排序；

S5.3 在测试数据中随机选取一组动压变化数据，将输入模型的数据分别整理为带有协变量参数的和不带有协变量参数的两组对比样本，采用训练后的时间扩张卷积网络预测模型，分别给出两组对比数据实时喘振概率，以观察协变量对模型预测效果的帮助性。

本发明的有益效果为：

通过本发明所提供方法对压气机旋转失速预警，相比于以往时域分析方法，综合了压力

数据变化趋势和时域统计特征协变量，提高了预测精度。由于模型的输出为喘振预测概率，可以设置不同阈值划分概率以实现分级报警，根据喘振概率高低调整发动机运行状态，因此该方法有利于提高发动机主动控制的性能。本发明基于数据，与发动机结构无关，因此通过训练不同数据集就可以将模型方便地迁移到不同型号发动机上使用，具有一定的普适性。

附图说明

图 1 为基于时间扩张卷积网络的压气机旋转失速预警方法流程图；

图 2 为数据预处理流程图；

图 3 为时间卷积网络结构图；

图 4 为 Resnet-v 网络结构图；

图 5 为时间扩张卷积网络预测模型结构图

图 6 为时间扩张卷积网络预测模型在测试数据上的预测结果图，其中(a)为进口零级静子尖部动压随时间变化图，(b)为时间扩张卷积网络预测模型给出的喘振预测概率随时间的变化图，(c)为时间扩张卷积网络预测模型给出的预警信号；

图 7 为协变量对时间扩张卷积网络预测模型预测效果的影响对比图，其中(a)为进口二级静子尖部动压随时间变化图，(b)为输入不带协变量时喘振预测概率随时间的变化图，(c)为输入带有协变量时喘振预测概率随时间的变化图。

具体实施方式

下面结合附图对本发明作进一步说明，本发明依托背景为某型航空发动机喘振实验数据，基于时间扩张卷积网络的压气机旋转失速预警方法流程如图 1 所示。

图 2 为数据预处理流程图，实验设置 10 个测量点，测量从正常到喘振共t秒的动态压力数值，传感器测量频率为 6kHz，共记录 16 组数据；10 个测量点分别位于：进口导向叶片静子尖部、零级静子尖部、一级静子尖部（周向三个）、二级静子尖部、三级静子尖部、四级静子尖部、五级静子尖部、出口壁面。数据预处理步骤如下：

S1. 采用低通滤波器，对训练数据集中所有测量点测量的压力变化数据滤波处理；

S2.为节约计算资源，对滤波后数据进行降采样，根据喘振频率的数值分布区间，依据奈奎斯特采样定理确定降采样率；

S3.对降采样后数据进行归一化处理，将数据分布通过线性变化映射到[0, 1]区间；

S4.采用滑动窗口技术构建数据集样本，按时间步长大小 steps 切分时域数据，由数据窗口覆盖的采样时刻过程变量组成一个样本，并为每个样本标注喘振与否的标签 1 或 0；

S5.将整体数据集划分为训练数据集和测试数据集，再将训练数据集照按 3:1 的比例划分为训练集和验证集。

图 3 为时间卷积网络结构图，构建时间卷积网络模块的步骤如下：

S1. 将每个样本维度调整为(steps,1)，作为时间卷积网络模块的输入，其中 steps 为时间步长大小；

S2. 搭建基于因果卷积和扩张卷积的扩张卷积模块，时间卷积网络内部每层的基本模块由两个内核大小和扩张因子数值相同的扩张卷积模块组成。卷积滤波器的宽度 k 设为 2，每层卷积采用 11 个滤波器，每个扩张卷积层的扩张因子分别为[1、2、4、8、16、32]，使感受野达到 128，；在第一个扩张卷积后进行批量归一化处理，引入校正非线性单元 ReLU 以调整传入下一层的信息，第二个扩张卷积后再进行批量归一化处理。卷积模块之间采取残差连接，直接前步特征信息，同时避免梯度消失。残差连接将本层所得特征与上一层的输出特征加和，即进行$x_{l+1} = f(x_l, w_l) + x_l$运算，所得输出再通过 ReLU 激活函数，最终得到本层的输出特征；

S3.通过堆叠多个扩张卷积模块组建时间卷积网络，扩大网络接受域，通过信息叠加保留每个卷积层的输出特征信息，并采用 ReLU 激活函数激活得到时间卷积网络模块的输出。

图 4 为 Resnet-v 网络结构图，构建 Resnet-v 网络的步骤如下：

S1.考虑到喘振数据特性，设计的 Resnet-v 网络允许两部分数据输入，其中一部分是历史数据特征，另一部分是数据协变量；计算每个样本的时域统计特征，包括方差、均值、最值等数据特征，外加样本所对应的测量点编号，构成一组协变量特征，将其作为 Resnet-v 网络模块的输入之一；

S2.通过一组密集层和批量归一化层处理输入的协变量，再应用 ReLU 激活函数传入下一组密集层和批量归一化层；将其输出与时间卷积网络获取的数据特征加和，通过 ReLU 激活函数得到 Resnet-v 网络的输出。

图 5 为时间扩张卷积网络预测模型结构图，构建时间扩张卷积网络预测模型的步骤如下：

S1.采用类似 Seq2Seq 架构来构建时间扩张卷积网络预测模型，分为 Encoder 和 Decoder 两部分，其中 Encoder 部分为时间卷积网络模块，Decoder 部分由 Resnet-v 网络模块和输出密集层组成；

Encoder 模块的输出为：

$$h_t = \sum_{k=0}^{K-1} w(k)x(t - d \cdot k)$$

其中，x为当前输入时间序列，t代表当前时刻，w是卷积核；d代表时间卷积网络模块的扩张因子，K代表内核的大小；h_t是时间卷积网络模块对t时刻输入数据所提取的特征，代表 Encoder 模块的输出。

S2.计算数据协变量X_t，同 Encoder 模块的输出特征h_t一起输入到 Resnet-v 网络模块，得到融合输出为：

$$\delta_t = R(X_t) + h_t$$

其中，h_t是编码器的输出，X_t是t时刻所输入数据的协变量，$R(\cdot)$是应用在协变量X_t的残差函数，δ_t代表 Resnet-v 网络模块的输出。

S3. Decoder 模块的输出密集层接收上步的融合输出δ_t，根据模型预测任务的要求设计输出密集层运算模式，通过密集层、批量归一化层、激活函数等处理，得到喘振的概率预测值，如下式所示：

$$\mathrm{Z} = \mathrm{Dense}(\delta_t)$$

其中，Dense是指的根据预测任务设定的输出密集层运算，在当前喘振概率预测任务中具体设置为“*dense-BN-ReLU-Dropout-Soft ReLU*”结构，其中使用 *Soft ReLU* 激活函数是为了满足参数的正定性条件；Z是输出的预测概率估计值。

S4.压气机喘振数据具有以下问题，在一定程度上会影响模型训练效果：

一是简单/困难样本不平衡，失速先兆一般为突尖波形态，在其到来之前数据非常平稳，而喘振发生后数据抖动非常剧烈，数值与前期相比变化较大，这些样本比较容易分类，属于简单样本；从突尖波发展到喘振过程中的样本有小幅波动或基本没有波动，这些样本在识别特征时相对困难；从失速先兆出现到喘振发生之间时间间隔较短，发展迅速，因此简单/困难样本比例不平衡；

二是不同类别的错误分类所造成的影响不同，相比于非喘振状态被判别为喘振状态，将喘振状态错误分为非喘振状态所造成的实际代价远高于前者。

为解决以上问题，选用 MHL(Modified HuberLoss)作为损失函数。

HuberLoss 作为一种鲁棒性更强的损失函数，有效的结合了 MSE 和 MAE 两种损失函数的优点，避免了 MAE 在值为 0 时不可导情况与 MSE 受离群点影响大的缺点，帮助模型对困难样本的学习，其公式为：

$$L_\delta\big(y, f(x)\big) = \begin{cases} \dfrac{1}{2}(y - f(x))^2, & |y - f(x)| \le \delta \\ \delta|y - f(x)| - \dfrac{1}{2}\delta^2, & |y - f(x)| > \delta \end{cases}$$

另外，针对错误判别所造成的问题，引入影响因子β，$\beta \in [0,1]$，用来表示喘振状态的样本（类别为 1）被错误分类为非喘振状态（类别为 0）的影响大小，定义权重系数β_{0-1}为：

$$\beta_{0-1} = \begin{cases} \beta, & y = 1 \\ 1 - \beta, & y = 0 \end{cases}$$

最终损失函数形式为$MHL = \beta_{0-1} L_\delta\big(y, f(x)\big)$。

S5. 保存训练后模型并在验证集上测试，根据验证集评价指标调整模型超参数，评价指标采用F_score指标：

$$F_{score} = (1+\beta^2) * \frac{P \cdot R}{\beta^2 * P + R}$$

其中，P 为精确率(Precision)，表示被预测为正类的样本中真实正样本所占比例，即$P = \frac{TP}{TP+FP}$，R 为召回率(Recall)，表示真实正样本中被正确预测的比例，即$R = \frac{TP}{TP+FN}$，TP 为真正例数，FP 为假正例数，FN 为假负例数。

由于正类被预测为负类的，即喘振样本预测为非喘振造成的损失更大，所以β取为 2，增大召回率在评估指标中的重要性。保存使评价指标最优的模型得到最终时间扩张卷积网络预测模型。

图 6 为时间扩张卷积网络预测模型在测试数据上的预测结果图，其中(a)为进口零级静子尖部动压实时变化图，(b)为时间扩张卷积网络预测模型给出的喘振预测概率实时变化图，(c)为时间扩张卷积网络预测模型给出的预警信号。图 7 为协变量对时间扩张卷积网络预测模型预测效果的影响对比图，其中(a)为进口二级静子尖部动压随时间变化图，(b)为输入不带协变量时喘振预测概率随时间的变化图，(c)为输入带有协变量时喘振预测概率随时间的变化图。在测试数据上进行实时预测的步骤如下：

S1.从零级静子尖部动压数据的预测结果图中(a)可以看出，7.95s 开始出现了一个向上的尖波，处于失速初始扰动阶段，随着失速扰动的发展，在 8.65s 开始有剧烈的波动，彻底发展为失速喘振。按数据预处理中步骤对测试集数据处理，调整数据维度后输入训练后的时间扩张卷积网络预测模型进行预测。结合图 6(b)和图 6(c)可以看出，在 7.95s 左右喘振概率从 0 提升至 80%的预测值，随后喘振概率在 7.95s 到 8.25s 的区间一直维持较高的预测值，8.3s 后由于原始动压的数据处于较为平稳阶段，喘振概率回落，之后在 8.62s 处喘振概率跟随原始数据的波动而再次升高。根据喘振发生原理，失速先兆的发生代表旋转失速和喘振的大概率出现，因此在 7.95s 处预判出失速先兆时，系统便在初始扰动阶段给出预警信号，以防对部件造成破坏。

S2. 本发明综合考虑历史数据与数据协变量含有的时域特征信息，因此针对协变量对预测效果的改进程度做了对比实验。从二级静子尖部动压数据的预测结果图的图(a)可以看出，7.43s 开始出现了一个向上发展的突尖，处于失速初始扰动阶段，随着失速扰动的发展，在 7.79s 开始有剧烈的波动，彻底发展为失速喘振。同样按数据预处理中步骤对测试集数据处理，一组数据含有协变量信息，一组数据不含协变量信息，调整数据维度后进行预测；图 7(b)显示在没有协变量信息辅助下，喘振概率约在 7.49s 之后上升，比失速初始阶段起始点晚了 0.05s，

图 7(c)显示喘振概率在 7.44s 之后上升，与失速初始阶段起步时间基本持平，因此表明协变量信息对于喘振概率预测有一定帮助。

以上所述实施例仅表达本发明的实施方式，但并不能因此而理解为对本发明专利的范围的限制，应当指出，对于本领域的技术人员来说，在不脱离本发明构思的前提下，还可以做出若干变形和改进，这些均属于本发明的保护范围。

1.一种基于时间扩张卷积网络的压气机旋转失速预警方法，其特征在于，包括以下步骤：

S1.对航空发动机喘振数据进行预处理，包括以下步骤：

S1.1 导入测量点的实验数据作为数据集，对压力变化数据进行滤波处理；

S1.2 对滤波后数据进行降采样；

S1.3 对降采样后数据进行归一化处理，将数据分布通过线性变化映射到[0, 1]区间；

S1.4 构建数据集样本，以 steps 大小的时间步长为单位切分时域数据，每个数据窗口覆盖的采样点组成一个样本，并为每个样本标注喘振与否的标签 1 或 0；

S1.5 将整体数据集划分为训练数据集和测试数据集，再将训练数据集按比例划分为训练集和验证集；

S2.构建时间卷积网络模块，包括以下步骤：

S2.1 将每个样本维度调整为(steps,1)，作为时间卷积网络模块的输入，其中 steps 为时间步；

S2.2 搭建基于因果卷积和扩张卷积的扩张卷积模块，时间卷积网络内部每层的基本模块由两个内核大小和扩张因子数值相同的扩张卷积模块组成；在第一个扩张卷积后进行批量归一化处理，引入校正非线性单元 ReLU 以调整传入下一层的信息，第二个扩张卷积后再进行批量归一化处理，所得特征与上一层提取的特征加和，通过 ReLU 激活函数计算得到本层的输出特征；

S2.3 通过堆叠多个扩张卷积模块组建时间扩张卷积网络，扩大网络接受域，采用跳跃连接保留每个卷积层的输出信息，并采用 ReLU 激活函数激活得到时间卷积网络模块的输出；

S3.构建 Resnet-v 网络模块，包括以下步骤：

S3.1 考虑到喘振数据特性，Resnet-v 网络允许两部分数据输入，其中一部分是历史数据特征，另一部分是数据协变量；计算每个样本的时域统计特征，和样本所对应的测量点编号，构成一组协变量特征，将其作为 Resnet-v 网络模块的输入之一；

S3.2 通过一组密集层和批量归一化层处理输入的协变量，再应用 ReLU 激活函数传入下一组密集层和批量归一化层；将其输出与时间卷积网络获取的数据特征加和，通过 ReLU 激活函数得到 Resnet-v 网络的输出；

S4.构建时间扩张卷积网络预测模型，包括以下步骤：

S4.1 构建时间扩张卷积网络预测模型，分为 Encoder 和 Decoder 两部分，其中 Encoder 部分为时间卷积网络模块，Decoder 部分由 Resnet-v 网络模块和输出密集层组成；

S4.2 将 Encoder 模块的输出特征h_t输入 Resnet-v 网络模块，如步骤 S3 所述进行运算得到融合输出；

S4.3 Decoder 模块的输出密集层接收上步的融合输出，依次通过密集层、批量归一化层、ReLU 激活函数处理，得到喘振的概率预测值；

S4.4 针对喘振数据训练中存在的问题，选用 MHL 作为损失函数，其公式为：

$$L_\delta\big(y,f(x)\big)=\begin{cases}\frac{1}{2}(y-f(x))^2, & |y-f(x)|\le\delta\\ \delta|y-f(x)|-\frac{1}{2}\delta^2, & |y-f(x)|>\delta\end{cases}$$

其中，y代表真实数据值，$f(x)$代表当前预测值，δ是决定如何计算误差的超参数，$L_\delta\big(y,f(x)\big)$为当前计算的损失值；

另外引入影响因子β，$\beta\in[0,1]$，用来表示喘振状态的样本被错误分类为非喘振状态的影响大小，定义权重系数β_{0-1}为：

$$\beta_{0-1}=\begin{cases}\beta, & y=1\\ 1-\beta, & y=0\end{cases}$$

最终损失函数形式为$MHL=\beta_{0-1}L_\delta\big(y,f(x)\big)$；

S4.5 保存训练后模型并在验证集上测试，根据验证集评价指标调整模型超参数，评价指标采用F_score指标，保存使评价指标最优的模型得到最终的时间扩张卷积网络预测模型；

S5.在测试数据上进行实时预测

S5.1 获取步骤 S1 中预处理后划分出的测试集数据，按照时间扩张卷积网络预测模型的输入要求调整数据维度；

S5.2 采用训练后的时间扩张卷积网络预测模型计算每个样本的喘振预测概率，并按照时间顺序排序；

S5.3 在测试数据中随机选取一组动压变化数据，将输入模型的数据分别整理为带有协变量参数的和不带有协变量参数的两组对比样本，采用训练后的时间扩张卷积网络预测模型，分别给出两组对比数据实时喘振概率。

2.根据权利要求 1 所述的一种基于时间扩张卷积网络的压气机旋转失速预警方法，其特征在于，所述步骤 1.2 中，根据喘振频率的数值分布区间，基于奈奎斯特采样定理，选定降采样率。

3.根据权利要求 1 所述的一种基于时间扩张卷积网络的压气机旋转失速预警方法，其特征在于，所述步骤 1.5 中，训练集和验证集的比例为 3:1。

4.根据权利要求 1 所述的一种基于时间扩张卷积网络的压气机旋转失速预警方法，其特征在于，所述步骤 S4.5 中F_score指标如下：

$$F_{score}=(1+\beta^2)*\frac{P\cdot R}{\beta^2*P+R}$$

其中，P 为精确率，表示被分为正类的样本中实际为正类的比例：$P=\frac{TP}{TP+FP}$，TP 为真正例数，FP 为假正例数；R 为召回率，表示样本中正类被正确预测的比例：$R=\frac{TP}{TP+FN}$，TP 为真正例数，FN 为假负例数；β 取为 2。

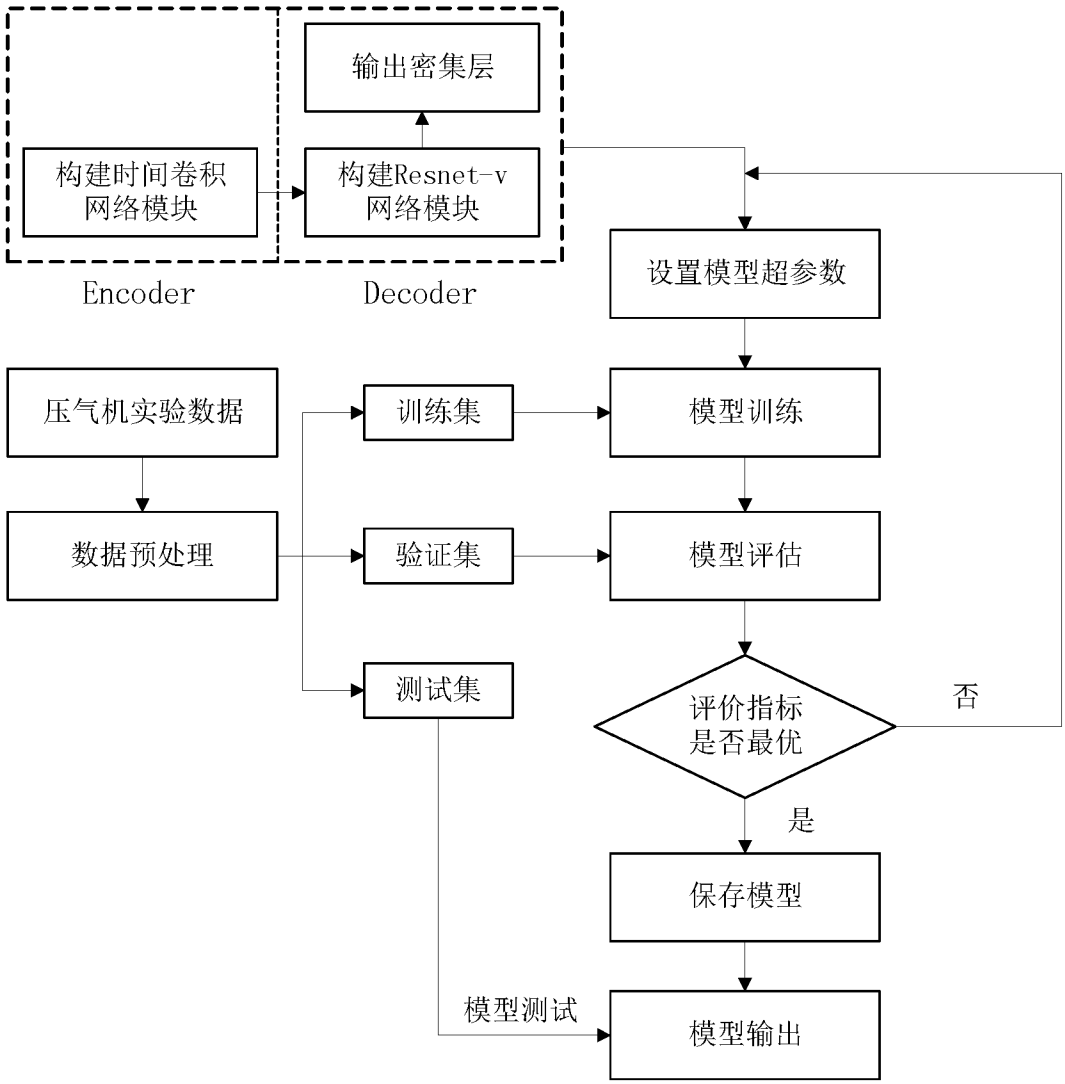

输出密集层
构建时间卷积网络模块
构建Resnet-v网络模块
Encoder
Decoder
设置模型超参数
压气机实验数据
训练集
模型训练
数据预处理
验证集
模型评估
测试集
评价指标是否最优
否
是
保存模型
模型测试
模型输出

图 1

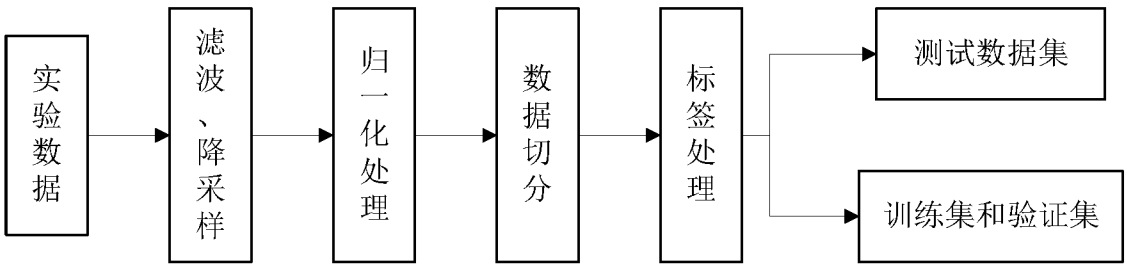

实验数据
滤波、降采样
归一化处理
数据切分
标签处理
测试数据集
训练集和验证集

图 2

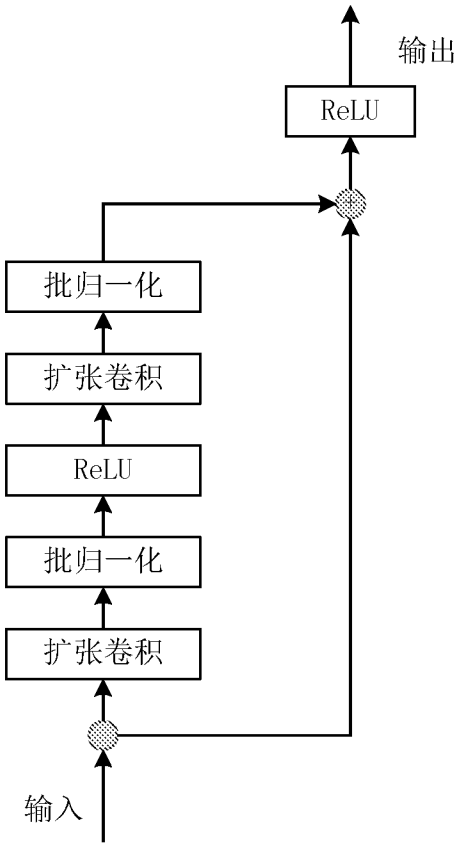

输出
ReLU
批归一化
扩张卷积
ReLU
批归一化
扩张卷积
输入

图 3

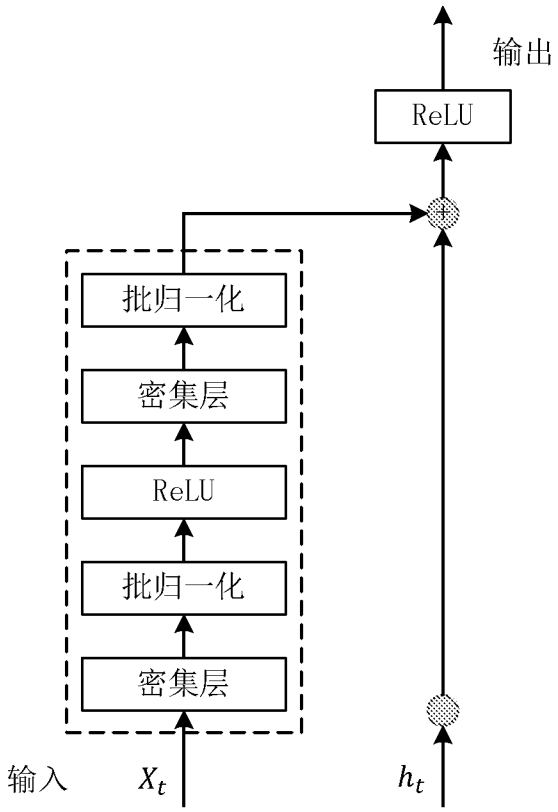

输出
ReLU
批归一化
密集层
ReLU
批归一化
密集层
输入
X_t
h_t

图 4

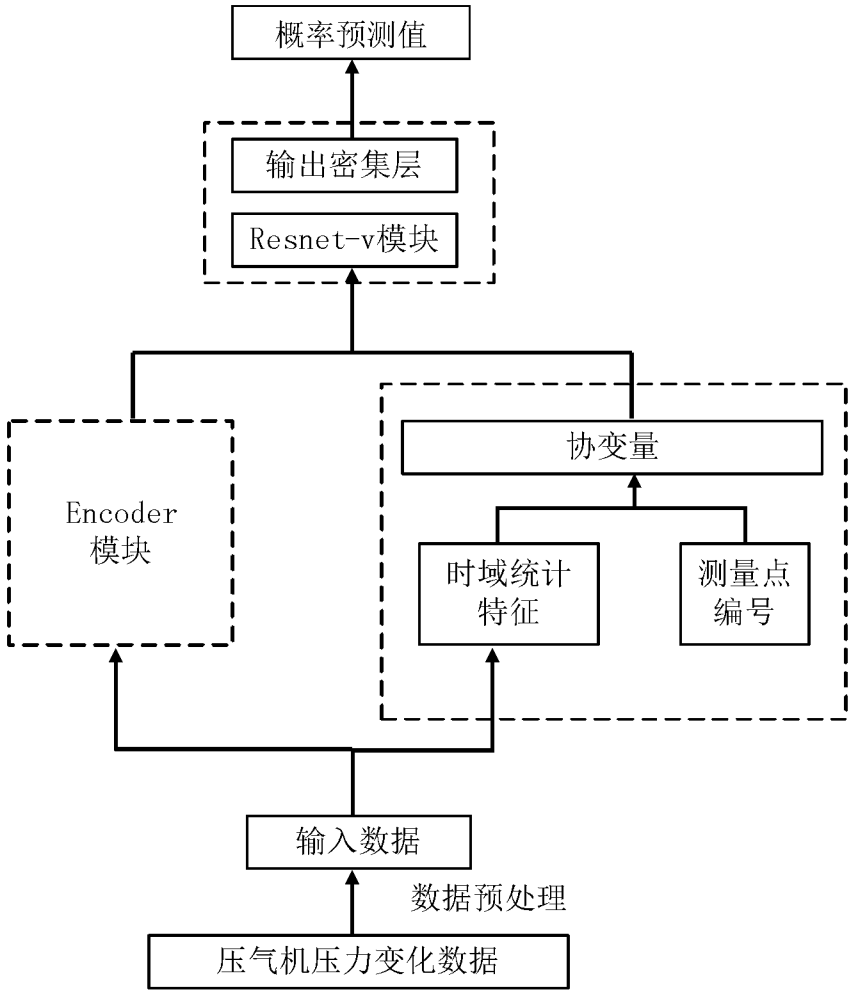

概率预测值
输出密集层
Resnet-v模块
Encoder
模块
协变量
时域统计
特征
测量点
编号
输入数据
数据预处理
压气机压力变化数据

图 5

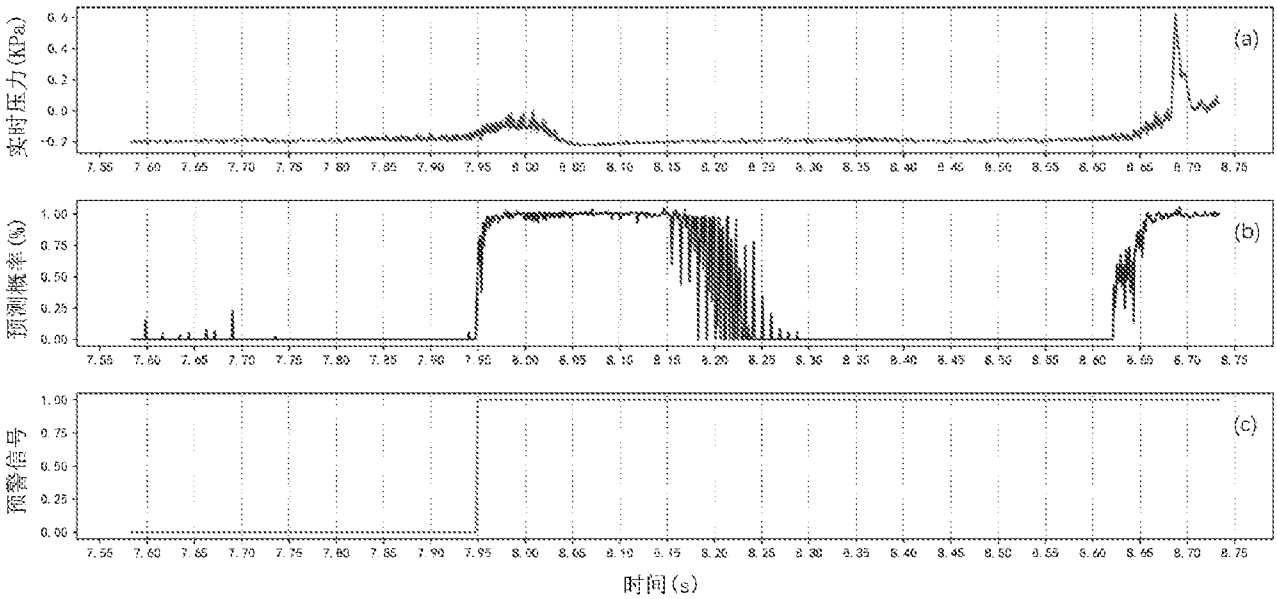

实时压力(KPa)
(a)
预测概率(%)
(b)
预警信号
(c)
时间(s)

图 6

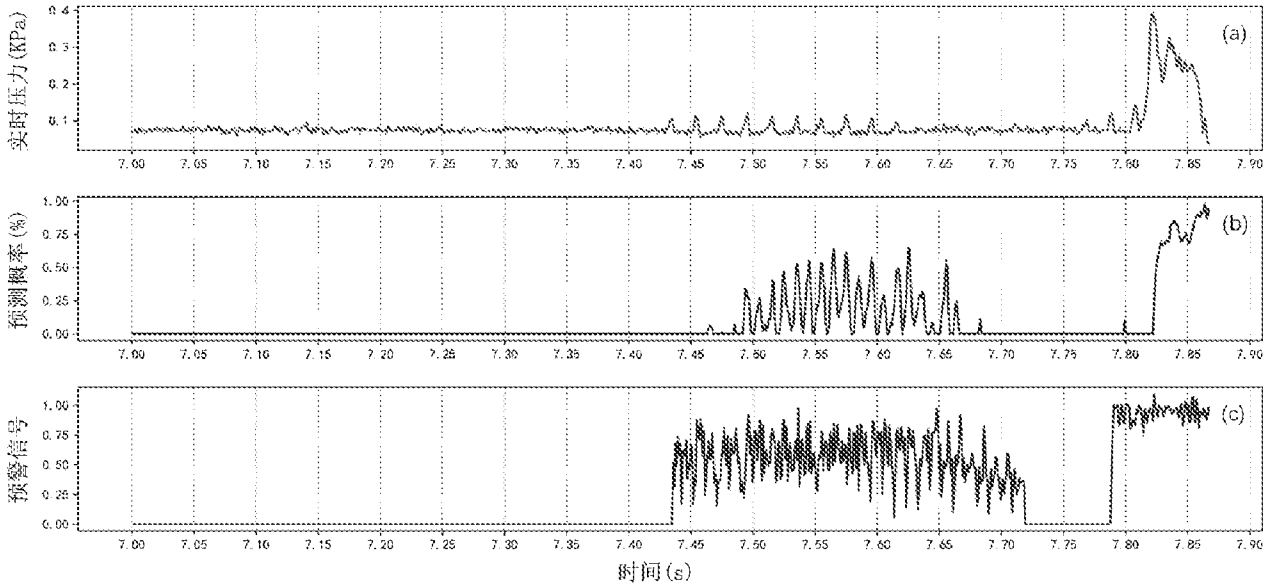


图 7

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/CN2021/119187

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06F 30/27(2020.01)i; G06N 3/08(2006.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06F; G06N; G06K

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNPAT; CNKI; WPI; EPODOC; IEEE: 时间卷积, 时序卷积, 因果卷积, 扩张卷积, 扩展卷积, 膨胀卷积, 空洞卷积, 残差, 失速, 协变量, 湍振, 喘振, 损失函数, TCN, temporal convolutional network, time convolutional network, dilated, causal, Resnet, stall, surge, MHL

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 112580267 A (NANJING UNIVERSITY OF AERONAUTICS AND ASTRONAUTICS) 30 March 2021 (2021-03-30) description, paragraphs [0006]-[0159], and figures 1-7	1-4
A	CN 111737910 A (DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY) 02 October 2020 (2020-10-02) entire document	1-4
A	CN 112001128 A (DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY) 27 November 2020 (2020-11-27) entire document	1-4
A	CN 112668775 A (XI'AN XIANGXUN TECHNOLOGY CO., LTD.) 16 April 2021 (2021-04-16) entire document	1-4
A	刘卓 (LIU, Zhuo). "航空发动机失速喘振辅助判别方法研究 (Research on the Auxiliary Discriminant Method for Stall and Surge Conditions of Aero-Engine)" *计量与测试技术 (Metrology & Measurement Technique),* Vol. 46, No. 3, 31 March 2019 (2019-03-31), pages 70-72	1-4

☑ Further documents are listed in the continuation of Box C. ☑ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:
"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date
"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed
"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search	Date of mailing of the international search report
12 April 2022	**26 April 2022**
Name and mailing address of the ISA/CN **China National Intellectual Property Administration (ISA/CN)** **No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing 100088, China** Facsimile No. **(86-10)62019451**	Authorized officer Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/CN2021/119187

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	ZHAO, Hongyang et al. "Detection of Spike-type Stall of Axial Compressors Based on Dilated Causal Convolutional Neural Networks." *Journal of Physics: Conference Series (CISAI 2020),* Vol. 1693, No. 012028, 27 September 2020 (2020-09-27), entire document	1-4
A	BAI, Shaojie et al. "An Empirical Evaluation of Generic Convolutional and Recurrent Networks for Sequence Modeling." *https://arxiv.org/abs/1803.01271,* 19 April 2018 (2018-04-19), entire document	1-4

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/CN2021/119187

Patent document cited in search report	Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN 112580267 A	30 March 2021	None	
CN 111737910 A	02 October 2020	None	
CN 112001128 A	27 November 2020	None	
CN 112668775 A	16 April 2021	None	

国际检索报告

国际申请号
PCT/CN2021/119187

A. 主题的分类

G06F 30/27(2020.01)i; G06N 3/08(2006.01)i

按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)

G06F; G06N; G06K

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称，和使用的检索词（如使用））

CNPAT;CNKI;WPI;EPODOC;IEEE: 时间卷积，时序卷积，因果卷积，扩张卷积，扩展卷积，膨胀卷积，空洞卷积，残差，失速，协变量，湍振，喘振，损失函数，TCN, temporal convolutional network, time convolutional network, dilated, causal, Resnet, stall, surge, MHL

C. 相关文件

类 型*	引用文件，必要时，指明相关段落	相关的权利要求
A	CN 112580267 A (南京航空航天大学) 2021年3月30日 (2021-03-30) 说明书[0006]-[0159]段，图1-7	1-4
A	CN 111737910 A (大连理工大学) 2020年10月2日 (2020-10-02) 全文	1-4
A	CN 112001128 A (大连理工大学) 2020年11月27日 (2020-11-27) 全文	1-4
A	CN 112668775 A (西安翔迅科技有限责任公司) 2021年4月16日 (2021-04-16) 全文	1-4
A	刘卓. "航空发动机失速喘振辅助判别方法研究" 计量与测试技术, 第46卷，第3期，2019年3月31日 (2019-03-31), 第70-72页	1-4
A	ZHAO, Hongyang 等. "Detection of Spike-type Stall of Axial Compressors Based on Dilated Causal Convolutional Neural Networks." Journal of Physics: Conference Series (CISAI 2020), 第1693卷，第012028期，2020年9月27日 (2020-09-27), 全文	1-4

☑ 其余文件在C栏的续页中列出。

☑ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型：

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件，或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件（如具体说明的）

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布，与申请不相抵触，但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件，单独考虑该文件，认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件，当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时，要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期	国际检索报告邮寄日期
2022年4月12日	2022年4月26日
ISA/CN的名称和邮寄地址 中国国家知识产权局(ISA/CN) 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088 传真号 (86-10)62019451	受权官员 魏峰 电话号码 86-(10)-53961399

国际检索报告

国际申请号
PCT/CN2021/119187

C. 相关文件

类 型*	引用文件，必要时，指明相关段落	相关的权利要求
A	BAI, Shaojie 等. "An Empirical Evaluation of Generic Convolutional and Recurrent Networks for Sequence Modeling." https://arxiv.org/abs/1803.01271, 2018年4月19日 (2018-04-19), 全文	1-4

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号
PCT/CN2021/119187

检索报告引用的专利文件	公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN 112580267 A	2021年3月30日	无	
CN 111737910 A	2020年10月2日	无	
CN 112001128 A	2020年11月27日	无	
CN 112668775 A	2021年4月16日	无	