(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
2024 年 3 月 7 日 (07.03.2024)

WIPO | PCT

(10) 国际公布号
WO 2024/045246 A1

(51) 国际专利分类号:
G06N 3/04 (2023.01) *G06N 3/06* (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2022/121214

(22) 国际申请日: 2022 年 9 月 26 日 (26.09.2022)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
202211052012.X 2022年8月30日 (30.08.2022) 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 号大连理工大学, 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)。孙涛 (**SUN, Tao**); 中国辽宁省大连市凌工路2号大连理工大学, Liaoning 116024 (CN)。刘墨燃 (**LIU, Moran**); 中国辽宁省大连市凌工路2号大连理工大学, Liaoning 116024 (CN)。

(74) 代理人: 辽宁鸿文知识产权代理有限公司 (**LIAONING HONGWEN INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY CO., LTD.**); 中国辽宁省大连市甘井子区黄浦路439号科技创业大厦1102-02室李晓, Liaoning 116085 (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, CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, 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。

(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, SC, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM,

(54) **Title:** SPIKE ECHO STATE NETWORK MODEL FOR AERO ENGINE FAULT PREDICTION

(54) 发明名称: 一种针对航空发动机故障预测的脉冲回声状态网络模型

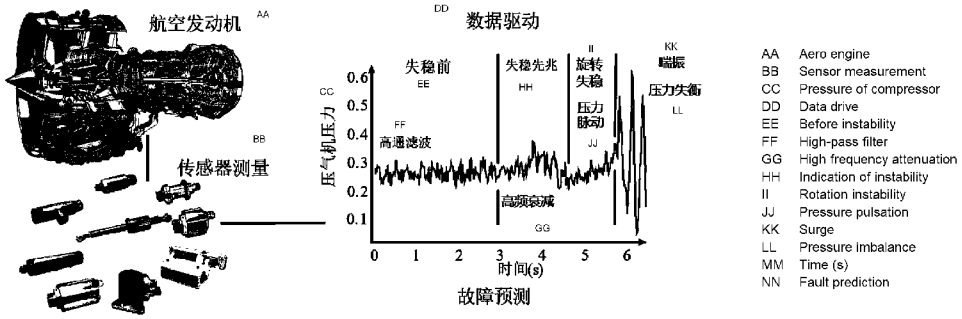


图 1

(57) **Abstract:** A spike echo state network model for aero engine fault prediction, which belongs to the technical field of aero engine fault diagnosis. The method comprises: 1) acquiring various sensor signals of each flight number of an aircraft, selecting appropriate sample features of data, preprocessing each piece of state data, and dividing data segments according to fault labels, so as to form sample sets; 2) constructing a spike echo state network, which includes a spike input layer, a spike reserve pool and a training output layer; 3) training a spike echo state network model by using a data sample set of an aero engine, and calculating prediction results of a training set and a test set by using the trained spike echo state network model; and 4) providing the prediction results to an aero engine detection and early warning device for use. By means of the present application, a future development tendency of an operation state of an aero engine can be automatically given according to an operation law thereof, and a change situation of each performance parameter index of the aero engine within a short period of time can be accurately predicted for assisting a unit in determining whether a fault will occur in the aero engine, such that early warning for the fault is more intelligent.

WO 2024/045246 A1

[见续页]

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))。

(57) 摘要: 一种针对航空发动机故障预测的脉冲回声状态网络模型，属于航空发动机故障诊断技术领域。1)获取飞机飞行各架次的各种传感器信号，选择数据的适当样本特征；对各状态数据进行预处理，根据故障标签划分数据段组成样本集；2)构建包含脉冲输入层、脉冲储备池、训练输出层的脉冲回声状态网络；3)利用航空发动机数据样本集训练脉冲回声状态网络模型，利用训练好的脉冲回声状态网络模型计算训练集和测试集的预测结果；4)将预测结果提供给航空发动机检测预警设备使用。本申请能够自动根据航空发动机运行规律给出运行状态的未来发展趋势，准确预测出航空发动机短期内各性能参数指标变化情况，用于辅助机组判断航空发动机是否会发生故障，使故障预警更加智能化。

一种针对航空发动机故障预测的脉冲回声状态网络模型

技术领域

本发明属于航空发动机故障诊断技术领域，涉及到一种针对航空发动机喘振故障预测的脉冲回声状态网络模型。

背景技术

作为民用或军用飞机的核心动力来源，航空发动机是一种高度复杂而精密的气动-热力-机械系统，其工作状态对飞机的安全可靠性和经济高效性等性能问题有着直接或间接的影响。由于航空发动机长期工作于高温、高压、强震动的高空恶劣环境中，因此其发生故障的概率也随之增高，从而影响其工作性能，甚至会造成恶劣的飞行事故。实际上，在航空发动机的各类故障中，最具代表性和破坏性的故障类型就是喘振故障。当飞机在极端条件下飞行时，航空发动机的压气机受到外界影响而导致输出压力小于系统下游，引起高压气体向前倒流，导致发动机产生剧烈的震动和热端的超温，可能迅速破坏航空发动机，从而造成飞机的空中停车等严重后果。由于航空发动机具有较强的非线性和高维特性，所以在实际运行中，针对航空发动机的故障预警与预测往往是依靠机组及地面科研人员的经验判据进行估计。然而这样的经验估计也往往因为其主观性常常无法准确地实现故障监测，从而导致飞机运行故障无法得到及时判断和处理。因此，科学地预测航空发动机潜在故障因素，将喘振故障终止在提前阶段，对飞机安全、稳定、高效运行有着重要现实意义。

航空发动机的故障诊断技术大体可以分为基于机理建模方法和基于数据驱动方法，其中机理建模方法是航空发动机早期故障诊断的主要研究思路。该机理方法主要是根据航空发动机的气动热力学特性建立精确的数学物理模型，并将航空发动机传感器的实际观测值作用于模型，来计算出相应的参数估计和判断结果。文献[1]={Urban L A . Gas Path Analysis Applied to Turbine Engine Condition Monitoring[J]. Journal of Aircraft, 1973, 10(7):400-406.}针对航空发动机参数估计问题最早提出了一种故障影响系数矩阵法，并仍然应用于多种传统故障诊断系统中。文献[2]={Davison C R， Birk A M . Development of Fault Diagnosis and Failure Prediction Techniques for Small Gas Turbine Engines[C]// Asme Turbo Expo: Power for Land, Sea, & Air. 2001.}提出了一种故障图方法，将航空发动机的每一个状态对应到故障图中一个点或一个区域，通过经验判据来定性划分故障区域以确定故障类型。另外，也有学者针对航空发动机参数的高斯噪声环境和非线性性质，提出了多种基于非线性卡尔曼滤波算法的诊断方法。例如，文献[3]={Han D . A Study on Application of Fuzzy Adaptive Unscented Kalman Filter to Nonlinear Turbojet Engine Control[J]. International Journal of Aeronautical & Space Sciences, 2018.}提出了模糊自适应无迹卡尔曼滤波算法；文献[4]={Feng L， Gao T， Huang J , et al. A

novel distributed extended Kalman filter for aircraft engine gas-path health estimation with sensor fusion uncertainty[J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 84.}针对存在气路测量不确定度的情况下，采用多步递归估计策略和自整定缓冲器，提出了一种新型卡尔曼滤波器。然而，真实的航空发动机是一种高度复杂的非线性系统，因此基于机理建模的故障诊断方法对模型的设计精度具有较高要求。基于数据驱动的故障诊断方法无需获得精确的数学模型，只需要有充足的判断经验和历史数据即可。迄今为止，基于数据驱动的故障诊断方法主要包括人工神经网络、支持向量机（SVM）、极限学习机（ELM）以及隐马尔可夫过程等方法。文献[5]={Zhao Y P， Wang J J， Li X Y , et al. Extended least squares support vector machine with applications to fault diagnosis of aircraft engine[J]. ISA transactions, 2019, 97:189-201.}提出了一种扩展型最小二乘支持向量机，并证明了其具备航空发动机故障诊断的测量能力。文献[6]={Yang X , Pang S， Shen W , et al. Aero Engine Fault Diagnosis Using an Optimized Extreme Learning Machine[J]. International Journal of Aerospace Engineering,2016,(2016-1-26), 2016, 2016(pt.1):1-10.}提出了一种基于量子行为粒子群优化的极限学习机，并把它应用于燃气涡轮风扇发动机的诊断问题。而人工神经网络方法比这些机器学习方法在非线性拟合等方面更具有优势，因而被认为是最具潜力的诊断工具之一。随着循环神经网络（RNN）的出现，采用基于历史数据的时间序列预测分析方法，为故障诊断和预测问题提供了新的解决方案。文献[7]={Mei Y， Wu Y， Li L . Fault diagnosis and remaining useful life estimation of aero engine using LSTM neural network[C]// IEEE International Conference on Aircraft Utility Systems. IEEE, 2016.}利用长短期记忆（LSTM）神经网络在复杂操作、混合故障和强噪声情况下获得良好的航空发动机诊断和预测性能。但由于一般循环神经网络短时记忆容量太小，无法解决长时依赖问题，在航空发动机故障预测中表现欠佳。

本发明提出了一种新的航空发动机故障诊断预测模型，脉冲回声状态网络（Spike echo state network，Spike-ESN），能够精准预测航空发动机喘振故障数据。本发明由中国博士后科学基金项目（2022TQ0179）和国家自然科学基金项目（61890920、61890921）资助。

发明内容

为了解决现有技术存在的问题，本发明提供一种针对航空发动机故障预测的脉冲回声状态网络模型，属于航空发动机故障诊断领域。

为了达到上述目的，本发明采用的技术方案为：

一种针对航空发动机故障预测的脉冲回声状态网络模型，该方法包括如下步骤：获取飞机飞行各架次的各种传感器信号，选择数据的适当样本特征；对各状态数据进行去噪、归一化、重采样预处理，根据故障标签划分数据段组成样本集；构建包含脉冲输入层、脉冲储备池、训练输出层的脉冲回声状态网络；利用航空发动机数据样本集训练脉冲回声状态网络模

型，利用训练好的脉冲回声状态网络模型计算训练集和测试集的预测结果；将预测结果提供给航空发动机检测预警设备使用。具体如下：

步骤 S1：数据样本特征选择

首先，使用航空发动机上的多组传感器，采集飞机飞行多架次的各种运行状态数据；每一种运行状态数据代表一个特征变量，其数据形式为一维数据序列；然后，利用传统的经验判据方法确定采集到的数据序列中发生故障的时间，将序列中的故障标签列出；其次，使用 MATLAB 数据分析方法，观测每一维数据在故障标签附近各参数数据的波动，当数据的差商变化率大于 5%，可以认为该维数据随着故障出现而发生明显变化，而且该维数据所代表的特征变量与航空发动机故障相关程度高，将某一维采集数据序列记为$[s(1),s(2),...,s(t)]^T$，t为该维数据的采样时间，那么差商变化率可以表示为$\frac{[s(t)-s(t-1)]-[s(t-1)-s(t-2)]}{s(t-1)-s(t-2)}$；最后，选取航空发动机运行过程中与故障发生相关程度高的特征变量用于故障预测；

步骤 S2：样本预处理

针对航空发动机运行中产生的多种故障类型，使用步骤 1 中挑选出的特征变量数据分别建立多个数据集，以构建用于各种故障预测的脉冲回声状态网络模型样本集，具体如下：

首先，对步骤 1 中挑选出的特征变量数据进行去噪、归一化、重采样预处理；然后，根据步骤 1 中列出的故障标签，从数据中划分出包含同一种故障的多个数据段，要求每个数据段中故障发生前后采样次数均不低于 4000 次，对每种故障重复操作可以得到属于不同故障类型的多个数据段；其次，将属于每一种故障的每个数据段标记基本信息，包括飞行架次数、样本特征名称、运行时间、故障标签，存储至数据库；最后，针对某一种故障，从数据库中，选择属于该故障类型的一个数据段作为脉冲回声状态网络模型的训练样本集X_{train}，选择剩余数据段的其中一个作为测试样本集X_{test}；

步骤 S3：构建脉冲回声状态网络模型

本发明对传统的脉冲回声状态网络（Spike-ESN）进行了改进，改进之处为：在输入层中加入了类脑计算中的脉冲编码机制，形成脉冲输入层；在储备池中加入了脉冲激活函数，形成脉冲储备池。上述改进能够更好地挖掘数据中的隐藏时空信息，提高模型时间长时记忆能力；即本发明采用的脉冲回声状态网络 Spike-ESN 由脉冲输入层，脉冲储备池和训练输出层组成，使用步骤 2 中获得的训练样本集X_{train}建立模型，具体构建过程如下：

（1）脉冲输入层

所述脉冲回声状态网络在t时刻的输入信号和输出信号分别记为$u(t)$和$y(t)$；将训练样本集X_{train}中的各维数据分别用于建模，这里使用其中一维数据进行说明，将该维数据序列记为

$[a(1),a(2),...,a(t)]^T$，t为该维数据的采样时间；定义数据$a(t)$预测数据$a(t+i)$时预测步长为i，那么在脉冲回声状态网络模型中，当预测步长为i时，输入信号$u(t)$为$a(t)$，输出信号$\boldsymbol{y}(t)$为$a(t+i)$；

脉冲输入层的作用是将输入信号$u(t)$转化为脉冲序列，可以表示为式(1)；

$$f_{in}(u(t))=[u_1(t),u_2(t),...,u_{t_{time}}(t)]^T \quad (1)$$

式(1)中，$f_{in}(\cdot)$为脉冲输入层的转化函数，t_{time}为脉冲神经元对于同一数值的脉冲采样次数，在规定了 Spike-ESN 网络的脉冲采样次数后，每个输入数据都将变成等长的脉冲序列，脉冲序列的格式为以脉冲采样次数为长度，每个元素为 1 或 0，代表激活或抑制；使用泊松分布对数值产生脉冲序列泊松分布如式(2)所示；

$$P(x=k)=\frac{\lambda^k}{k!}e^{-\lambda} \quad (2)$$

式(2)中，k表示事件发生次数；λ为泊松分布的总体均值和方差，分布的实际意义可以表示为，观察事件平均发生λ次的条件下，实际发生k次的概率；输入数据的数值大小决定了生成脉冲间隔的平均值λ，再根据泊松分布生成脉冲序列；

$$\boldsymbol{\kappa}(t)=t_{time}\frac{\max(\boldsymbol{u}(t))-\boldsymbol{u}(t)}{\max(\boldsymbol{u}(t))-\min(\boldsymbol{u}(t))} \quad (3)$$

式(3)中，$\boldsymbol{\kappa}(t)$表示$\boldsymbol{u}(t)$产生脉冲的平均间隔数；将$\boldsymbol{\kappa}(t)$代入式（2）中，根据泊松分布随机生成得到t_{time}个间隔数，即$[\kappa_1(t),\kappa_2(t),...,\kappa_{t_{time}}(t)]$，对每个输入数据以间隔数生成脉冲序列；

$$u_i(t)=\begin{cases}1, & i=\sum_{j=1}^{k}\kappa_j(t)\\ 0, & \text{otherwise}\end{cases},1\le i\le t_{time},k\in Z^+ \quad (4)$$

式(4)中，$u_i(t)$为脉冲化序列中的元素；k表示脉冲元素“1”的次序；i表示脉冲元素“1”在脉冲序列中位置；

（2）脉冲储备池

本发明中脉冲储备池是一个由很多神经元随机连接组成的稀疏网络，通过调整网络内部权值的方法可以达到记忆数据的功能；将脉冲储备池的脉冲神经元数量记为N_{res}，内部状态信号记为$\boldsymbol{x}(t)$，随机固定内部权重为$\boldsymbol{W}_{res}$，则脉冲储备池生成过程如式(5)所示；

$$\boldsymbol{W}_{res}=\rho\cdot\frac{\boldsymbol{W}}{\lambda\max(\boldsymbol{W})} \quad (5)$$

式(5)中，$\lambda\max(\boldsymbol{W})$是矩阵$\boldsymbol{W}$的最大特征值；$\boldsymbol{W}$是在区间[−1，1]上根据均匀分布随机生成的稀疏矩阵，其稀疏度为η，代表矩阵$\boldsymbol{W}$内部非零元素的比例；谱半径ρ是决定$\boldsymbol{W}_{res}$生成的

重要控制参数，代表W_{res}最大特征值的上界；脉冲储备池的状态转移方式为式(6)和式(7)；

$$x(t)=\tanh(W_{in}f_{spike}(u(t))+W_{res}x(t-1)) \quad (6)$$

$$f_{spike}(u(t))=\sum_{i=1}^{t_{time}}\exp(-\frac{t_n-t_{spike}^{(i)}}{\tau}) \quad (7)$$

式(6)中，W_{in}为储备池的输入权重矩阵，依均匀分布在[−1，1]区间上产生；t_n为从开始观察到结束观察的时间数列；t_{spike}为$f_{in}(u(t))$脉冲数据化后的脉冲序列间隔；$f_{spike}(\cdot)$是脉冲激活函数；τ为脉冲激活函数的整体缩放因子；$x(t)$表示内部状态信号；

（3）训练输出层

将内部状态信号进行整合，获得采集状态矩阵$X(t)=[x(1),x(2),...,x(t)]\in\mathbb{R}^{N_{res}\times t}$，$[\cdot,\cdot]$表示状态间水平连接，Spike-ESN 的输出向量$\hat{y}=[\hat{y}(1),\hat{y}(2),...,\hat{y}(t)]\in\mathbb{R}^{1\times T}$可以表示为式(8)；

$$\hat{y}=W_{out}X(t) \quad (8)$$

式(8)中，W_{out}是输出权重；

步骤 S4，训练脉冲回声状态网络模型

训练模型就是采用回归方式训练步骤 3 中生成的模型，即计算W_{out}，目标函数为式(9)；

$$\min_{W_{out}\in\mathbb{R}^{1\times N_{res}}}F(W_{out})=\left\|\hat{y}-W_{out}X(t)\right\|_2^2+\lambda\left\|W_{out}\right\|_2 \quad (9)$$

式(9)中，$\left\|\cdot\right\|_2$表示L_2正则化范数，λ为正则化系数；使用岭回归方法求解目标函数，可以表示为式(10)；

$$\hat{W}_{out}=yX^T(XX^T+\lambda I)^{-1} \quad (10)$$

式(10)中，正则化系数一般取小于 0.01 的正数；

步骤 S5：测试并调整脉冲回声状态网络准确率

将测试样本集X_{test}按步骤 3 中的式（1-8）进行模型预测，式（8）输出结果与真实结果进行对比，调整脉冲回声状态网络模型参数，并重复步骤 1-4，测试模型准确度是否达到要求；

步骤 S6：利用训练好的脉冲回声状态网络模型预测故障数据

将预警各种故障类型的脉冲回声状态网络装载到航空发动机的检测预警设备中，传感器数据作为设备输入，检测预警设备进行实时计算，预测航空发动机在未来短期时间 1-2s 内的状态数据；利用预设经验判据对设备中的预测数据进行判定，若设备从预测数据中检测到异常数据，则会发出故障预警警报，根据故障类型给出预设好的操作建议供机组人员采用；

本发明的有益效果：

相较于现有技术而言，脉冲回声状态网络包含神经动力学机制，对脉冲信号的处理有着时序和空间结构上的优势，在处理复杂、稀疏和富含噪声的时空信息提取方面有着高效可靠的性能；回声状态网络因记忆容量小等问题，在航空发动机故障预测问题中表现欠佳，脉冲回声状态网络提高了记忆容量，能够在航空发动机故障预测问题中取得更好的效果；本发明能够自动根据航空发动机运行规律给出运行状态的未来发展趋势，准确预测出航空发动机短期内各性能参数指标变化情况，用于辅助机组判断航空发动机是否会发生故障，使故障预警更加智能化。

附图说明

图 1 是本发明提供的针对航空发动机故障预测的脉冲回声状态网络模型模型用于航空发动机故障预警流程流程图；

图 2 是针对航空发动机故障预测的脉冲回声状态网络模型架构图；

图 3 是航空发动机研究所提供的某架次飞机数据集；图 3(a)为参数 D_8、T_6、T_1、α_1 的原始数据图，图 3(b)为参数 α_2、PLA、H、M 的原始数据图，图 3(c)为参数 V、N_2、N_1、$Signal$ 的原始数据图；

图 4 是航空发动机部分数据的脉冲编码结果；图 4(a)为压气机开口角度 α_2 的部分原始数据图，图 4(b)为压气机开口角度 α_2 的部分数据脉冲化图；

图 5 是 Spike-ESN 模型对飞机某架次数据集中 6 个参数的预测步长为 1 时的预测结果对比图；图 5(a)为 Spike-ESN 模型对发动机排气温度 T_6 预测值与真实值对比图，图 5(b)为 Spike-ESN 模型对发动机排气温度 T_6 预测值与真实值误差图，图 5(c)为 Spike-ESN 模型对发动机排气温度 T_1 预测值与真实值对比图；图 5(d)为 Spike-ESN 模型对发动机排气温度 T_1 预测值与真实值误差图；

图 6 是 Spike-ESN、ESN、ARMA 三个模型对 6 个参数预测步长为 1、10、20 时预测结果对比；图 6(a)为三个模型对发动机排气温度 T_1 预测结果对比图，图 6(b)为三个模型对压气机开口角度 α_1 预测结果对比图，图 6(c)为三个模型对压气机开口角度 α_2 预测结果对比图。

具体实施方式

为使本发明要解决的技术问题、技术方案和优点更加清楚，下面将结合附图及实验数据的分析来详细叙述本发明的具体实施方式。

本实施中为一种针对航空发动机故障预测的脉冲回声状态网络模型，附图 1 表示改模型用于航空发动机故障预警流程，包括以下步骤。

步骤 S1：数据样本特征选择

为了更详细说明本方法的实施流程细节，本发明以在大连理工大学联合某航空发动机研究所提供的航空发动机数据为基础，详细介绍方法的执行过程。实验数据共 7 组，分别为不同飞行架次中发动机产生数据，数据集中均包含正常和故障数据。数据中包含 12 个参数，如表 1 所示。数据的采样间隔为 0.062s，每个数据集有 10 万个数据点左右。

表 1　数据集参数表

维数	参数名	含义	维数	参数名	含义
1	D_8	环境压力	7	H	飞行高度
2	T_6	发动机排气温度	8	M	飞行马赫数
3	T_1	发动机燃烧室温度	9	V	飞行速度
4	α_1	压气机开口角度	10	N_2	高压转子转速
5	α_2	压气机开口角度	11	N_1	低压转子转速
6	PLA	油门杆推程	12	$Signal$	是否发生故障

为了选择合适数据特征样本，本发明详细介绍某一次发生喘振各参数变化情况。发生喘振时，环境压力D_8从 1 急剧下降到了 0.2 左右，发动机排气温度T_6发生了轻微波动下降，而发动机燃烧室温度T_1略微升高，证明此时发动机不能有效将加热气体排出，导致了发动机燃烧室温度升高，也可能导致压气机超温，高压转子转速N_2和低压转子转速N_1都保持在一个很高的状态并有所降低，此时压气机开口角度α_1和压气机开口角度α_2发生明显变化，当前航空发动机处于旋转失速状态，压气机开口角度明显减小用于减少进气量，通过这种方式主动消除喘振。而油门杆推程PLA，飞行高度H，飞行马赫数M和飞行速度V都未发生突变，证明这些操作参数和状态参数未发生改变，证明本次喘振不是由操作引起的，而是由于环境压力急剧下降引起的。随着主动消除喘振措施的进行，各参数在波动中逐渐恢复到正常状态，在喘振再次发生几次后，系统恢复正常。

除人为控制参数和高度速度等状态参数在喘振发生时未发生明显变化以外，其他航空发动机参数均能有效表示喘振发生时的状态变化，其中环境压力D_8是喘振发生的诱因，发动机排气温度T_6，发动机燃烧室温度T_1，高压转子转速N_2和低压转子转速N_1均受到喘振发生前旋转失速的影响，压气机开口角度α_1和压气机开口角度α_2是消除喘振时主动发生变化的参数。因此，以上受到喘振影响的参数均可作为预测数据。

步骤 S2：样本预处理

对步骤 1 中选择航空发动机状态数据样本进行去噪、归一化、重采样预处理。去噪方法

采用滑动窗口平均法，归一化采用最大最小值归一化方法，重采样频率采取 10 倍原频率。根据故障标签，从数据中划分出包含同一种故障的多个数据段，要求每个数据段中故障发生前后采样次数均不低于 4000 次。本实验数据中包含故障是因环境压力下降引起的喘振故障，在各个故障标签前后 4000 个数据点进行分段，可以得到长度为 8000 的多个数据段，将每段数据标记基本信息存储至数据库。

步骤 S3：构建脉冲回声状态网络模型

基于发明内容步骤 3 提出的脉冲回声状态模型，将脉冲回声状态网络的储备池维数 N_{res} 设置为 100，谱半径 ρ 设置为 0.9，稀疏度 η 设置为 0.1，回归计算的正则化系数 λ 设置为 10^{-8}，为了使回声状态能够处在 tanh()激活函数的非线性范围之内，因此使用缩放因子对回声状态整体进行缩减，缩放因子设置为 0.8。

训练开始时，回声状态网络需要进行初始化，使用数据集的前 200 个数据点用于初始化，不计入网络评价中。脉冲数据化中设置序列长度为 100，观察时间为 10000，脉冲激活函数的整体缩放因子 τ 设置为 5000。

利用 MATLAB，实现脉冲回声状态网络模型模型构建及后续的模型训练。

步骤 S4：脉冲回声状态网络训练过程

将数据集第 13000 到 20000 的数据点作为训练集，将故障发生的 11400 到 11600 之间的 200 个数据点随机平滑地插入到训练集中，形成一个包含了航空发动机所有运行状态的训练集，而测试集选择 11200 到 12500 之间包含有故障发生的真实数据。

针对数据集采用泊松分布生成脉冲方式进行编码，脉冲编码后，数据越大转换成的脉冲序列频率越高。

初始化状态采集矩阵 $\boldsymbol{X}$ 为空矩阵。依次将训练数据输入到网络中，根据式（6）更新回声状态 $\boldsymbol{x}(t)$。再将所有更新 $\boldsymbol{x}(t)$ 整合到状态采集矩阵 $\boldsymbol{X}$ 中。最后根据公式（10）计算输出权重矩阵 $\boldsymbol{W}_{out}$，完成了模型训练，即可利用模型进行预测验证。本实施例公式（10）中，正则化系数 λ 取值为 10^{-8}。

步骤 S5：利用训练好的脉冲回声状态网络模型预测故障数据

选取误差（Error）、均方根误差（Root Mean SquaredError，RMSE）和平均绝对百分比误差（Mean Absolute Percentage Error，MAPE）作为检验预测结果的依据。

将测试集数据输入到训练好的脉冲回声状态网络中，根据式（8）计算结果，将预测结果与测试集真实结果进行对比，可以得知模型预测效果。

测试集故障发生在 0 到 200 数据范围内。当步长为 1 时，模型预测误差均在 10^{-4} 数量级，能够准确反映出航空发动机状态数据在短期内的发展趋势。当预测步长增加到 10 时，虽然模

型预测误差有所增加，预测误差均在 10^{-2} 数量级，但是仍能反映出航空发动机状态数据的发展趋势。

脉冲回声状态网络模型（Echo state network, ESN）在整体上取得了不错的效果，对航空发动机未来将要发生数据的反映较为准确，为了确定脉冲回声状态网络在时间信息提取上的优势，对回声状态网络模型和自回归滑动平均模型同样进行了对比实验。将回声状态网络模型的模型参数设置与脉冲回声状态网络模型参数相同。其中，储备池维数 N_{res} 设置为 100，谱半径 ρ 设置为 0.9，稀疏度 η 设置为 0.1，回归计算的正则化系数 λ 设置为 10^{-8}，缩放因子设置为 0.8。将自回归滑动平均模型（Autoregressive moving average model, ARMA）设置为 $ARMA(4,4)$，即 AR 和 MA 部分都有 4 个参数，再利用测试序列的前 200 个数据进行接下来数据的预测。自回归滑动平均模型的效果随着参数的增加有显著的升高，当 ARMA 模型设置为 $ARMA(4,4)$ 时，模型效果达到最佳，继续增加参数会导致计算量增加，且预测效果提升很少。将三种模型对各参数的步长为 1、10、20 的预测误差整理为表 2，保留三位有效数字。

表 2 模型对各参数在不同步长时的预测误差

数据集	模型	RMSE（$\times10^{-3}$）			MAPE（$\times10^{-3}$）		
		步长-1	步长-10	步长-20	步长-1	步长-10	步长-20
T_6	Spike-ESN	0.482	10.2	23.5	0.0895	2.00	4.82
	ESN	0.509	11.4	27.8	0.0981	3.00	7.14
	ARMA	1.44	10.2	21.9	0.289	2.37	4.46
T_1	Spike-ESN	0.577	7.83	14.3	0.211	3.94	7.10
	ESN	0.589	8.02	16.8	0.217	3.71	7.48
	ARMA	1.63	9.79	16.9	0.664	4.39	7.81
N_2	Spike-ESN	2.68	39.0	95.9	0.590	10.4	24.3
	ESN	2.53	40.4	97.7	0.713	13.2	33.9
	ARMA	9.80	70.3	102	1.84	15.5	30.6
N_1	Spike-ESN	1.56	22.4	46.0	0.417	7.10	16.1
	ESN	1.75	27.9	52.0	0.526	9.77	19.3
	ARMA	5.08	30.7	48.8	1.45	10.2	17.1
α_1	Spike-ESN	0.527	11.7	23.7	0.0810	2.01	4.25
	ESN	0.616	12.5	33.5	0.0917	2.21	5.30
	ARMA	1.55	10.5	15.7	0.280	1.98	3.11
α_2	Spike-ESN	0.905	18.1	36.2	0.199	4.07	9.00

	ESN	0.891	18.7	38.5	0.179	3.90	9.44
	ARMA	2.94	19.0	36.6	0.648	4.43	10.3

其中，上述表2中各参数含义为：发动机排气温度T_6，发动机燃烧室温度T_1，高压转子转速N_2、低压转子转速N_1、压气机开口角度α_1、压气机开口角度α_2。

可以从表中看出，在各参数的预测中，本发明的Spike-ESN均能取得比ESN更好的效果，尤其是在步长为20的长期预测中，各参数的准确度均提高了千分之二。这对于航空发动机参数预测和故障诊断中可能起到了关键作用，例如一些小范围的数值波动，利用Spike-ESN就可以检查出其中的问题，而ESN可能会予以忽略。与ESN和ARMA进行对比，得到了更加稳定且效果更好的模型，其原因在于，Spike-ESN模型在ESN基础上进行改进，吸收了其计算量小，训练方便，适用于时间序列等优点，同时增加了脉冲化机制，使新模型对时间序列中的时间信息更加敏感。表现在实验结果上为，预测效果得到了提升，且比ESN更加具备长期预测的能力。

尽管上面已经示出和描述了本发明的实施例，可以理解的是，上述实施例仅用以说明本发明的技术方案，不能理解为对本发明的限制，本领域的普通技术人员在不脱离本发明原理和宗旨情况下，在本发明的范围内可以对以上述实施例进行修改和替换。

1.一种针对航空发动机故障预测的脉冲回声状态网络模型，其特征在于，包括如下步骤：

步骤 S1：数据样本特征选择

首先，使用航空发动机上的多组传感器，采集飞机飞行多架次的各种运行状态数据；每一种运行状态数据代表一个特征变量，其数据形式为一维数据序列；然后，利用传统的经验判据方法确定采集到的数据序列中发生故障的时间，将序列中的故障标签列出；最后，使用 MATLAB 数据分析方法，观测每一维数据在故障标签附近各参数数据的波动，选取航空发动机运行过程中与故障发生相关程度高的特征变量用于故障预测；

步骤 S2：样本预处理

针对航空发动机运行中产生的多种故障类型，使用步骤 1 中挑选出的特征变量数据分别建立多个数据集，以构建用于各种故障预测的脉冲回声状态网络模型样本集，具体如下：

首先，对步骤 1 中挑选出的特征变量数据进行预处理；然后，根据步骤 1 中列出的故障标签，从数据中划分出包含同一种故障的多个数据段，要求每个数据段中故障发生前后采样次数均不低于 4000 次，对每种故障重复操作可以得到属于不同故障类型的多个数据段；其次，将属于每一种故障的每个数据段标记基本信息，并存储至数据库；最后，针对某一种故障，从数据库中，选择属于该故障类型的一个数据段作为脉冲回声状态网络模型的训练样本集 X_{train}，选择剩余数据段的其中一个作为测试样本集 X_{test}；

步骤 S3：构建脉冲回声状态网络模型

对脉冲回声状态网络 Spike-ESN 进行了改进，改进之处为：在输入层中加入脉冲编码机制，形成脉冲输入层；在储备池中加入脉冲激活函数，形成脉冲储备池；即采用的脉冲回声状态网络 Spike-ESN 由脉冲输入层、脉冲储备池和训练输出层组成，使用步骤 2 中获得的训练样本集 X_{train} 建立模型；

步骤 S4，训练脉冲回声状态网络模型

采用回归方式训练步骤 3 中生成的模型，即计算 $\boldsymbol{W}_{out}$，目标函数为式(9)；

$$\min_{\boldsymbol{W}_{out}\in\mathbb{R}^{1\times Nres}} F(\boldsymbol{W}_{out}) = \left\|\hat{\boldsymbol{y}} - \boldsymbol{W}_{out}\boldsymbol{X}(t)\right\|_2^2 + \lambda\left\|\boldsymbol{W}_{out}\right\|_2 \quad (9)$$

式(9)中，$\left\|\cdot\right\|_2$ 表示 L_2 正则化范数，λ 为正则化系数；使用岭回归方法求解目标函数，可以表示为式(10)；

$$\hat{\boldsymbol{W}}_{out} = \boldsymbol{y}\boldsymbol{X}^T(\boldsymbol{X}\boldsymbol{X}^T + \lambda\boldsymbol{I})^{-1} \quad (10)$$

式(10)中，正则化系数 λ 取小于 0.01 的正数；

步骤 S5：测试并调整脉冲回声状态网络准确率

将测试样本集 X_{tesi} 按步骤 3 中的式（1-8）进行模型预测，式（8）输出结果与真实结果进行对比，调整脉冲回声状态网络模型参数，并重复步骤 1-4，测试模型准确度是否达到要求；

步骤 S6：利用训练好的脉冲回声状态网络模型预测故障数据

将预警各种故障类型的脉冲回声状态网络装载到航空发动机的检测预警设备中，传感器数据作为设备输入，检测预警设备进行实时计算，预测航空发动机在未来短期时间 1-2s 内的状态数据；利用预设经验判据对设备中的预测数据进行判定，若设备从预测数据中检测到异常数据，则会发出故障预警警报，根据故障类型给出预设好的操作建议供机组人员采用。

2.根据权利要求 1 所述的一种针对航空发动机故障预测的脉冲回声状态网络模型，其特征在于，所述的步骤 S3 模型具体如下：

（1）脉冲输入层

所述脉冲回声状态网络在 t 时刻的输入信号和输出信号分别记为 $u(t)$ 和 $\boldsymbol{y}(t)$；将训练样本集 X_{train} 中的各维数据分别用于建模，采用其中一维数据进行说明，将该维数据序列记为 $[a(1),a(2),...,a(t)]^T$，t 为该维数据的采样时间；定义数据 $a(t)$ 预测数据 $a(t+i)$ 时预测步长为 i，则在脉冲回声状态网络模型中，当预测步长为 i 时，输入信号 $u(t)$ 为 $a(t)$，输出信号 $\boldsymbol{y}(t)$ 为 $a(t+i)$；

脉冲输入层的作用是将输入信号 $u(t)$ 转化为脉冲序列，可以表示为式(1)；

$$f_{in}(u(t))=[u_1(t),u_2(t),...,u_{t_{time}}(t)]^T \quad (1)$$

式(1)中，$f_{in}(\cdot)$ 为脉冲输入层的转化函数，t_{time} 为脉冲神经元对于同一数值的脉冲采样次数，在规定 Spike-ESN 网络的脉冲采样次数后，每个输入数据都将变成等长的脉冲序列，脉冲序列的格式为以脉冲采样次数为长度，每个元素为 1 或 0，代表激活或抑制；数值产生脉冲序列泊松分布如公式（2）所示；

$$P(x=k)=\frac{\lambda^k}{k!}e^{-\lambda} \quad (2)$$

式(2)中，k 表示事件发生次数；λ 为泊松分布的总体均值和方差，分布的实际意义可以表示为，观察事件平均发生 λ 次的条件下，实际发生 k 次的概率；输入数据的数值大小决定了生成脉冲间隔的平均值 λ，再根据泊松分布生成脉冲序列；

$$\boldsymbol{\kappa}(t)=t_{time}\frac{\max(\boldsymbol{u}(t))-\boldsymbol{u}(t)}{\max(\boldsymbol{u}(t))-\min(\boldsymbol{u}(t))} \quad (3)$$

式(3)中，$\boldsymbol{\kappa}(t)$ 表示 $\boldsymbol{u}(t)$ 产生脉冲的平均间隔数；将 $\boldsymbol{\kappa}(t)$ 代入式（2）中，根据泊松分布随机生

成得到t_{time}个间隔数，即$[\kappa_1(t),\kappa_2(t),...,\kappa_{t_{time}}(t)]$，对每个输入数据以间隔数生成脉冲序列；

$$u_i(t)=\begin{cases}1, & i=\sum_{j=1}^{k}\kappa_j(t)\\ 0, & \text{otherwise}\end{cases},1\le i\le t_{time},k\in Z^{+}\quad(4)$$

式(4)中，$u_i(t)$为脉冲化序列中的元素；k表示脉冲元素“1”的次序；i表示脉冲元素“1”在脉冲序列中位置；

（2）脉冲储备池

脉冲储备池是一个由很多神经元随机连接组成的稀疏网络，通过调整网络内部权值的方法可以达到记忆数据的功能；将脉冲储备池的脉冲神经元数量记为N_{res}，内部状态信号记为$\boldsymbol{x}(t)$，随机固定内部权重为$\boldsymbol{W}_{res}$，则脉冲储备池生成过程如式(5)所示；

$$\boldsymbol{W}_{res}=\rho\cdot\frac{\boldsymbol{W}}{\lambda\max(\boldsymbol{W})}\quad(5)$$

式(5)中，$\lambda\max(\boldsymbol{W})$是矩阵$\boldsymbol{W}$的最大特征值；$\boldsymbol{W}$是在区间[−1，1]上根据均匀分布随机生成的稀疏矩阵，其稀疏度为η，代表矩阵$\boldsymbol{W}$内部非零元素的比例；谱半径ρ是决定$\boldsymbol{W}_{res}$生成的重要控制参数，代表$\boldsymbol{W}_{res}$最大特征值的上界；脉冲储备池的状态转移方式为式(6)和式(7)；

$$\boldsymbol{x}(t)=\tanh(\boldsymbol{W}_{in}f_{spike}(\boldsymbol{u}(t))+\boldsymbol{W}_{res}\boldsymbol{x}(t-1))\quad(6)$$

$$f_{spike}(\boldsymbol{u}(t))=\sum_{i=1}^{t_{time}}\exp(-\frac{t_n-t_{spike}^{(i)}}{\tau})\quad(7)$$

式(6)中，$\boldsymbol{W}_{in}$为储备池的输入权重矩阵，依均匀分布在[−1，1]区间上产生；t_n为从开始观察到结束观察的时间数列；t_{spike}为$f_{in}(\boldsymbol{u}(t))$脉冲数据化后的脉冲序列间隔；$f_{spike}(\cdot)$是脉冲激活函数；$\tau$为脉冲激活函数的整体缩放因子；$\boldsymbol{x}(t)$表示内部状态信号；

（3）训练输出层

将内部状态信号进行整合，获得采集状态矩阵$\boldsymbol{X}(t)=[x(1),x(2),...,x(t)]\in\mathbb{R}^{N_{res}\times t}$，$[\cdot,\cdot]$表示状态间水平连接，Spike-ESN的输出向量$\hat{\boldsymbol{y}}=[\hat{y}(1),\hat{y}(2),...,\hat{y}(t)]\in\mathbb{R}^{1\times T}$可以表示为式(8)；

$$\hat{\boldsymbol{y}}=\boldsymbol{W}_{out}\boldsymbol{X}(t)\quad(8)$$

式(8)中，$\boldsymbol{W}_{out}$是输出权重。

3.根据权利要求 1 所述的一种针对航空发动机故障预测的脉冲回声状态网络模型，其特征在于，所述的步骤 S1 中，当观测的数据的差商变化率大于 5%，可以认为该维数据随着故障出现而发生明显变化，而且该维数据所代表的特征变量与航空发动机故障相关程度高。

4.根据权利要求 1 所述的一种针对航空发动机故障预测的脉冲回声状态网络模型，其特征在

于，所述的步骤 S2 中基本信息包括飞行架次数、样本特征名称、运行时间、故障标签。

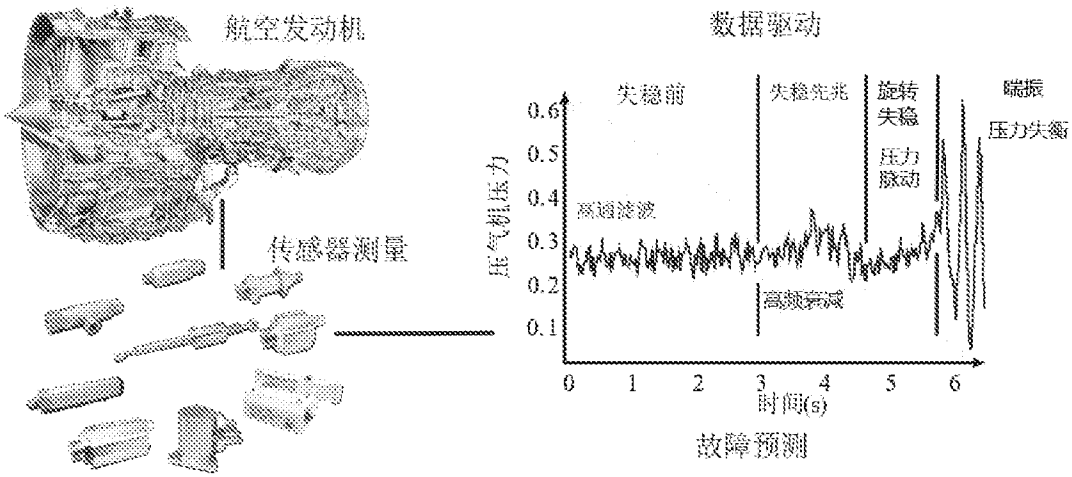

航空发动机
传感器测量
数据驱动
失稳前
失稳先兆
旋转失稳
喘振
压力失衡
压力脉动
高频滤波
高频突减
压气机压力
时间(s)
故障预测

图 1

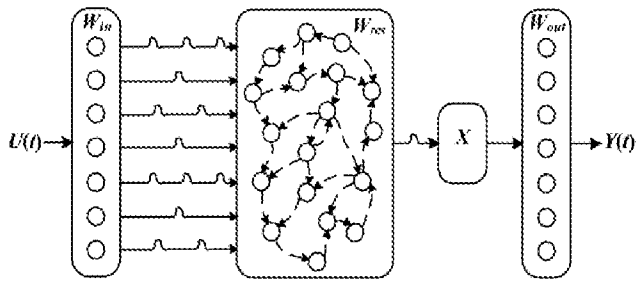

U(t)
X
Y(t)

图 2

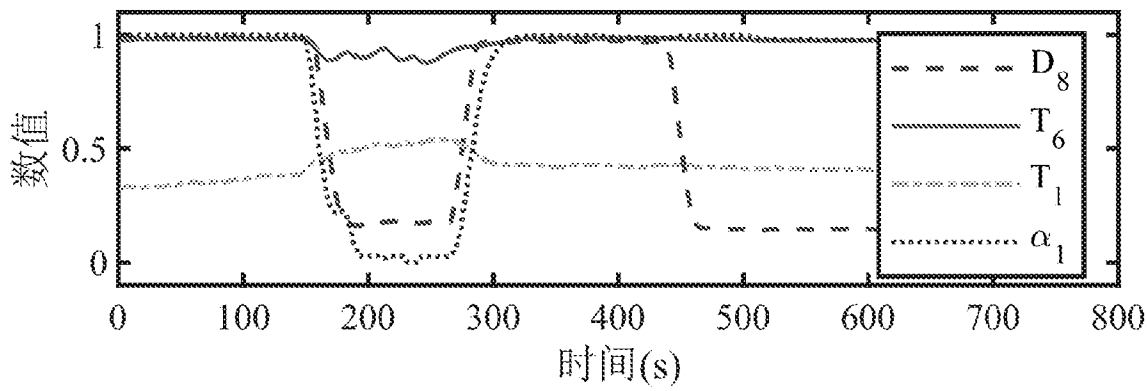

数值
时间(s)
D8
T6
Tl
α1

图 3（a）

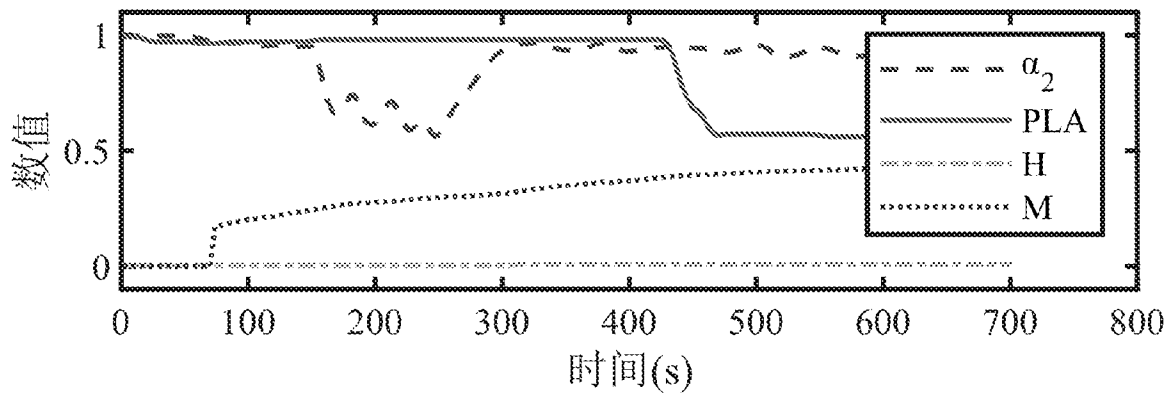

数值
时间(s)
α2
PLA
H
M

图 3（b）

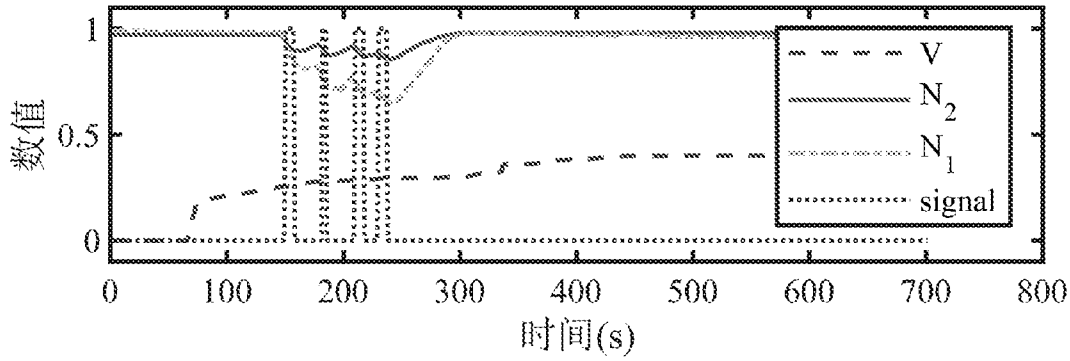


图 3（c）

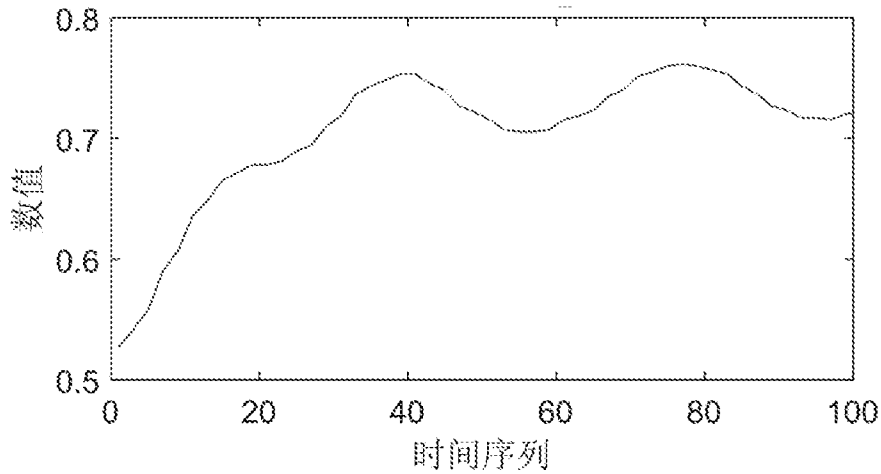


图 4（a）

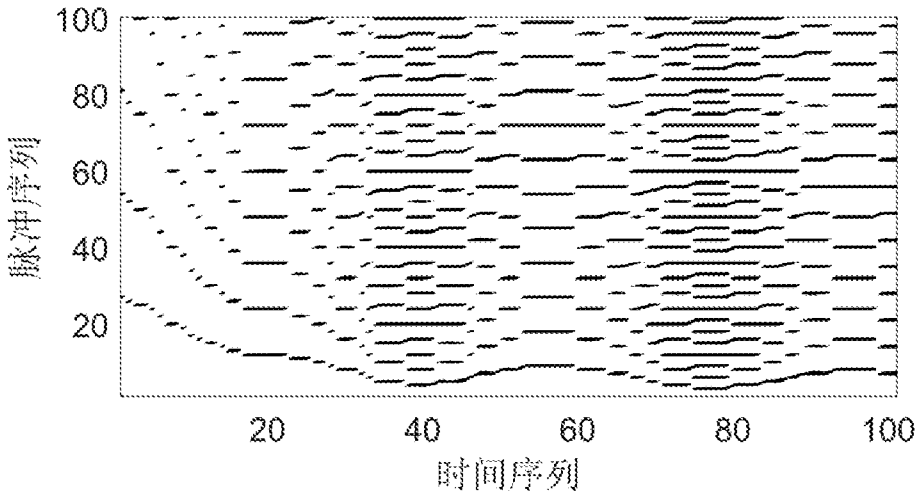


图 4（b）

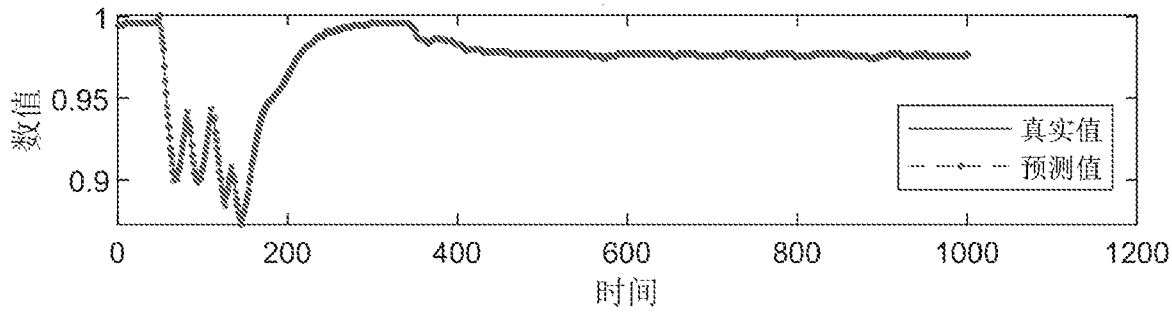


图 5（a）

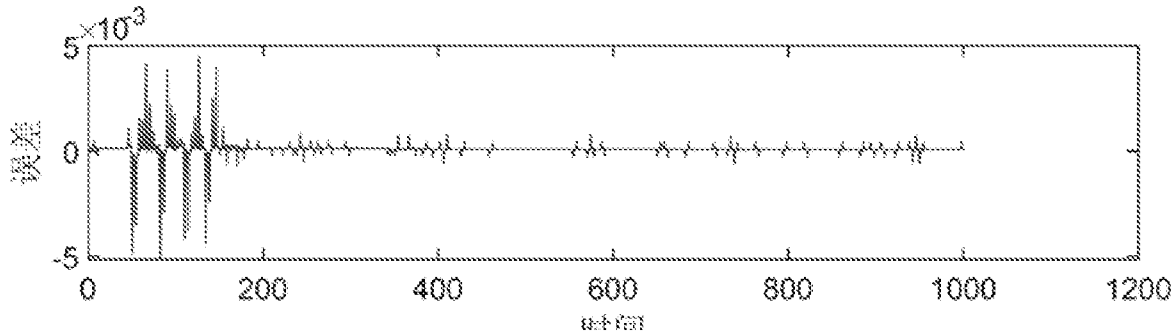


图 5（b）

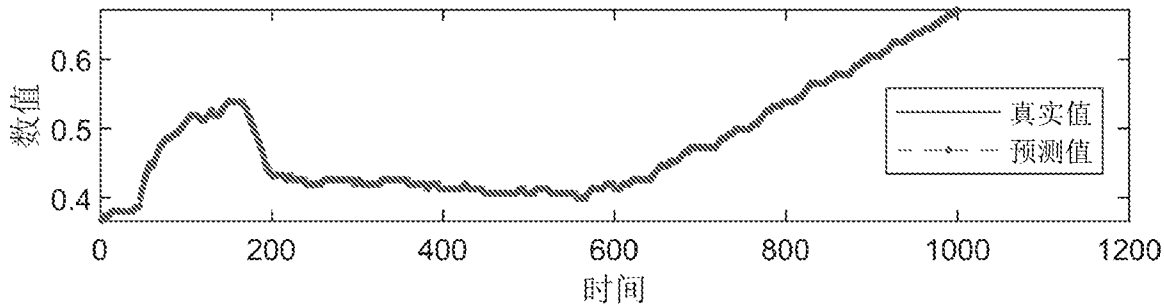


图 5（c）

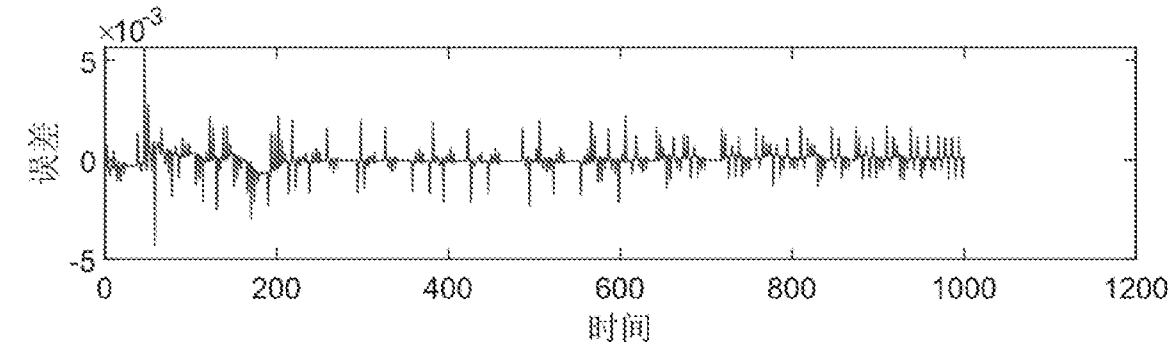


图 5（d）

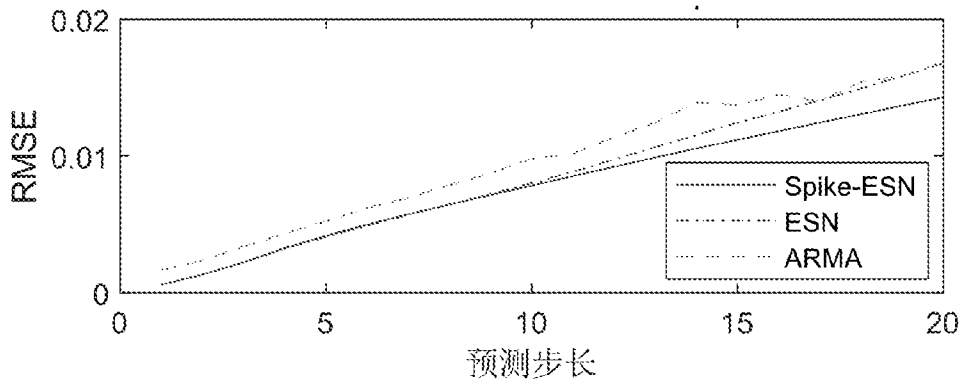

0.02
0.01
0
RMSE
0
5
10
15
20
预测步长
Spike-ESN
ESN
ARMA

图 6（a）

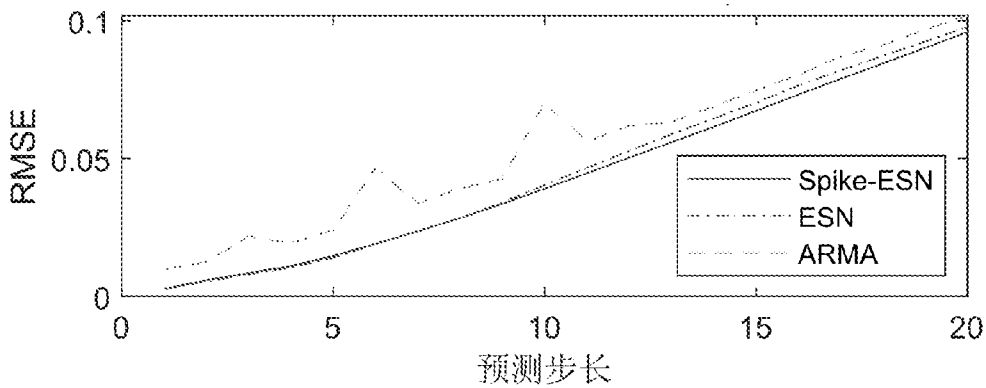

0.1
0.05
0
RMSE
0
5
10
15
20
预测步长
Spike-ESN
ESN
ARMA

图 6（b）

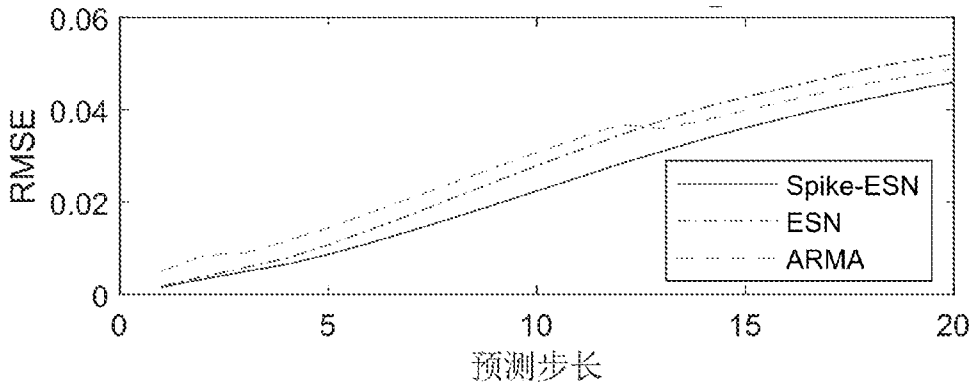

0.06
0.04
0.02
0
RMSE
0
5
10
15
20
预测步长
Spike-ESN
ESN
ARMA

图 6（c）

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/CN2022/121214

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06N3/04(2023.01)i;G06N3/06(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)

IPC:G06N,G06F

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)

VEN, CNTXT, ENTXTC, WPABSC, CJFD, 百度, BAIDU, GOOGLE, IEEE: 传感器, 发动机, 运行状态数据, 飞机, 脉冲回声状态网络模型, 故障, 障碍, 诊断, 预测, 评估, sensor, engine, operating state, running state, data, airplane, aircraft, plane, impulse, pulse echo state, network, model, failure, fault, malfunction, breakdown, trouble, diagnos+, forecast, predict, assess, evaluate

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 113821888 A (XI'AN THERMAL POWER RESEARCH INSTITUTE CO., LTD.) 21 December 2021 (2021-12-21) abstract, and description, paragraphs 6-70	1-4
A	CN 111175054 A (SHENYANG AEROSPACE UNIVERSITY) 19 May 2020 (2020-05-19) entire document	1-4
A	CN 112149233 A (NANJING UNIVERSITY OF AERONAUTICS AND ASTRONAUTICS) 29 December 2020 (2020-12-29) entire document	1-4
A	CN 112749764 A (XIAMEN UNIVERSITY) 04 May 2021 (2021-05-04) entire document	1-4
A	CN 114741945 A (CHENGDU AIRCRAFT INDUSTRIAL (GROUP) CO., LTD.) 12 July 2022 (2022-07-12) entire document	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
"D" document cited by the applicant in the international application
"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
16 March 2023	**22 March 2023**

Name and mailing address of the ISA/CN	Authorized officer
China National Intellectual Property Administration (ISA/CN) **China No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing 100088**	
Facsimile No. **(86-10)62019451**	Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/CN2022/121214

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	US 2013090831 A1 (KWON, Oh-Kyu et al.) 11 April 2013 (2013-04-11) entire document	1-4

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/CN2022/121214

Patent document cited in search report	Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN 113821888 A	21 December 2021	None	
CN 111175054 A	19 May 2020	None	
CN 112149233 A	29 December 2020	None	
CN 112749764 A	04 May 2021	None	
CN 114741945 A	12 July 2022	None	
US 2013090831 A1	11 April 2013	KR 20110136250 A	21 December 2011
		KR 101101974 B1	02 January 2012
		EP 2584327 A2	24 April 2013
		US 8930120 B2	06 January 2015
		WO 2011159088 A2	22 December 2011
		WO 2011159088 A3	16 February 2012

国际检索报告

国际申请号
PCT/CN2022/121214

A. 主题的分类

G06N3/04(2023.01)i;G06N3/06(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)

IPC:G06N,G06F

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））

VEN,CNTXT,ENTXTC,WPABSC,CJFD,百度,GOOGLE,IEEE:传感器,发动机,运行状态数据,飞机,脉冲回声状态网络模型,故障,障碍,诊断，预测,评估,sensor,engine,operating state,running state,data, airplane,aircraft,plane,impulse, pulse echo state, network,model,failure,fault,malfunction,breakdown,trouble,diagnos+,forecast,predict,assess,evaluate

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 113821888 A (西安热工研究院有限公司) 2021年12月21日 (2021-12-21) 摘要及说明书第6-70段	1-4
A	CN 111175054 A (沈阳航空航天大学) 2020年5月19日 (2020-05-19) 全文	1-4
A	CN 112149233 A (南京航空航天大学) 2020年12月29日 (2020-12-29) 全文	1-4
A	CN 112749764 A (厦门大学) 2021年5月4日 (2021-05-04) 全文	1-4
A	CN 114741945 A (成都飞机工业（集团）有限责任公司) 2022年7月12日 (2022-07-12) 全文	1-4
A	US 2013090831 A1 (KWON,Oh-Kyu 等) 2013年4月11日 (2013-04-11) 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

"D" 申请人在国际申请中引证的文件

"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
2023年3月16日	2023年3月22日
ISA/CN的名称和邮寄地址 中国国家知识产权局 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 覃冬梅 电话号码 (+86) 010-53961417

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号
PCT/CN2022/121214

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	113821888	A	2021年12月21日	无			
CN	111175054	A	2020年5月19日	无			
CN	112149233	A	2020年12月29日	无			
CN	112749764	A	2021年5月4日	无			
CN	114741945	A	2022年7月12日	无			
US	2013090831	A1	2013年4月11日	KR	20110136250	A	2011年12月21日
				KR	101101974	B1	2012年1月2日
				EP	2584327	A2	2013年4月24日
				US	8930120	B2	2015年1月6日
				WO	2011159088	A2	2011年12月22日
				WO	2011159088	A3	2012年2月16日