

轴流压气机旋转失速建模与检测II: 基于北航低速压气机试验台的实验研究

王 聪^{1†}, 司文杰¹, 文彬鹤², 张明明³, 王 勇³, 侯安平⁴

(1. 华南理工大学 自动化科学与工程学院, 广东 广州 510640; 2. 中航工业航空动力控制系统研究所, 江苏 无锡 214063;

3. 北京大学 力学与工程科学系, 北京 100871; 4. 北京航空航天大学 能源与动力工程学院, 北京 100191)

摘要: 轴流压气机旋转失速和喘振的提前检测对于提高压气机工作效率和稳定性具有重要的意义. 本文以北京航空航天大学航空发动机重点实验室的低速轴流压气机实验台为研究对象, 基于确定学习理论及动态模式识别方法, 开展旋转失速初始扰动近似准确建模和快速检测研究. 首先, 在压气机机匣壁面周向布置多个动态压力传感器, 获取压气机失速前和失速先兆的动态压力信号, 基于确定学习理论对旋转失速初始扰动的内部系统动态进行建模; 其次, 基于以上建模, 利用微小振动故障检测方法实现对旋转失速的离线和在线提前检测. 实验结果表明, 本文所提方法能够在不同转速情况下, 提前0.3 s~1 s实现对旋转失速的实时在线检测.

关键词: 轴流压气机; 旋转失速; 喘振; 故障检测; 确定学习; 模式识别; 在线实验

中图分类号: TP273 文献标识码: A

Modeling and detection of rotating stall in axial flow compressors, II: Experimental study for a low-speed compressor in Beihang University

WANG Cong^{1†}, SI Wen-jie¹, WEN Bin-he², ZHANG Ming-ming³,
WANG Yong³, HOU An-ping⁴

(1. College of Automation Science and Technology, South China University of Technology, Guangzhou Guangdong 510640, China;

2. Institute of AVIC Aviation Motor Control System, Wuxi Jiangsu 214063, China;

3. Department of Mechanics and Engineering Science, Peking University, Beijing 100871, China;

4. School of Energy and Power Engineering, BeiHang University, Beijing 100191, China)

Abstract: Early detection of rotating stall and surge in axial flow compressors is of great importance for improving the working efficiency and stability of the compressor. Based on deterministic learning (DL) theory and dynamical pattern recognition, this paper presents experimental research for approximately accurate modeling and rapid detection of stall precursors, and then employs a low-speed axial flow compressor test rig of Beihang University for online experimental verification. Firstly, by installing high response dynamic pressure transducers arranged circumferentially around the casing of the axial compressor, the dynamic pressure data are collected. Based on deterministic learning theory, the system dynamics underlying prestall and stall inception patterns are identified. Secondly, based on modeling results, rapid detection of small oscillation faults is used to perform the detection of stall precursors. Sufficient online experiments are conducted to investigate the efficiency of the approach. Results show that, in different working speeds, this approach successfully detects inception signal of aerodynamic instability of the compressor 0.3 s~1 s in advance to the start of rotating stalls.

Key words: axial compressor; rotating stall; surge; fault detection; deterministic learning theory; pattern recognition; online experiment

1 引言(Introduction)

涡扇发动机是世界发达国家的优先发展战略产业, 轴流压气机是涡扇发动机的核心部件, 人们在追求其更高的压比及效率的同时, 对它的气动稳定性提出了更高的要求. 旋转失速和喘振是压气机流动失稳的两

种典型代表, 是制约压气机运行的主要因素. 一旦压气机运行至失速点, 会造成压气机中流动情况恶化, 甚至导致叶片断裂, 以至于空中停车, 严重危及飞行安全. 如果能对压气机旋转失速和喘振进行提前检测, 就可以有效提高航空发动机的可靠性, 对于保障飞行

安全具有重要意义。

传统的喘振和旋转失速控制方法,是确保压气机工作点与失速边界之间有足够的裕度,使压气机远离失速边界,以保证发动机在各种工况下(如恶劣天气、飞机加速和发射导弹等)都能稳定工作,属于被动控制。然而,受飞行状态、发动机状态、进口畸变等因素影响,失速边界常常难以准确给定。因此,上述被动控制方法均以牺牲某些性能为代价,使得压气机无法在高压比和高效率下工作。1986年,Epstein等^[1]提出主动控制思想:如果能在旋转失速或喘振出现初期对其流场施加扰动,增加系统阻尼,则可抑制失速初始扰动的发展,从而推迟失速或喘振的发生。主动控制的优点在于能使压气机工作在压气机特性线的高压比区,充分发挥压气机性能。Paduano等^[2],Day^[3],Haynes等^[4]在低速轴流压气机上进行了旋转失速主动控制研究,但是,这些方法进行主动控制时,旋转失速已经发生,文献[5]指出旋转失速发生过程在毫秒量级,对传感器和执行器带宽要求很高;并且执行器带宽和饱和受限直接影响主动控制效果。因此,对旋转失速信号的提前检测对于实现旋转失速的主动控制至关重要。在过去数十年中,人们提出了许多旋转失速检测方法,包括谐波傅立叶系数法^[6-7]、行波能量法^[8-9]、小波分析法^[10-12]、空间相关法^[13]等。2000年,Hoss等^[9]针对双轴涡扇发动机的两级低压压气机,通过壁面静压传感器采集数据,用小波分析方法可以提前几百转检测到失速信号。2002年,Dremin等^[14]针对燃气轮机的压气机,在3个不同转速下采集压力信号数据,利用多分辨率小波分析,可以在失速前1s~2s给出预警信号。2007年,Tahara等^[15]针对单级低速压气机,通过采集安装在转子叶片前缘机匣壁面的高频动态压力传感器数据,利用互相关分析法,实现了在失速前1s提前检测失速。2008年,Christensen等^[16]针对单级高速压气机,通过采集转子叶尖上方的动态压力传感器数据,利用互相关分析法,实现了提前0.07s检测到失速先兆。

国内也对压气机失速提前检测做了大量实验研究。文献[17]对某7级单轴涡喷发动机压气机的1组压力测量数据进行了分析,基于离散傅立叶变换(fast Fourier transform, FFT)方法,可稳定地在压气机整机失速前0.01s~0.05s检测到旋转失速。文献[18]在与文献[17]相同压气机上,对壁面静压信号进行方差分析,可以提前0.03s~0.07s检测到失速先兆。文献[19]采用自相关分析等方法对亚声速轴流压气机压力信号进行了分析,可以提前0.6s左右检测到失速先兆。

涡扇发动机压气机旋转失速和喘振的提前检测与微小振动故障检测问题密切相关,而微小故障的检测、分离及故障预测是当前故障诊断领域的困难问题^[20]。最近,作者提出确定学习理论^[21-23],以及基于

确定学习理论的微小振动故障检测的方法^[24]。确定学习理论针对产生周期或回归轨迹的非线性动态系统,可以实现对其未知系统动态的局部准确建模,其基本要素包括:1)使用径向基函数神经网络;2)对于周期(或回归)状态轨迹满足部分持续激励条件;3)在周期(或回归)轨迹的邻域内实现对非线性系统动态的局部准确神经网络逼近(局部准确建模);4)所学的知识以时不变且空间分布的方式表达、以常值神经网络权值的方式存储,并可在动态环境下用于动态模式的快速识别。基于确定学习理论,作者提出了一种对微小振动故障诊断的方法^[24]。该方法首先对正常情况下和故障情况下系统内部动态进行准确建模,并且将建模结果存储在常值径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络中。在诊断时,构造一系列嵌入了常值RBF神经网络的动态估计器来监测系统,最后根据最小残差原则进行诊断。与基于模型的故障诊断方法相比(如文献[25]),基于确定学习的故障诊断方法的主要优点在于能够对正常及故障模式的系统内部动态进行准确建模,从而减小建模不确定项的影响,并减小故障函数的幅值要求,实现对微小振动故障的快速检测^[24]。

基于上述结果,文献[26]基于确定学习理论及微小振动故障检测方法,提出了一个旋转失速初始扰动建模和检测的方法:首先,基于高阶Moore-Greitzer模型(简称Mansoux模型),利用确定学习理论提出一个对旋转失速初始扰动的内在系统动态的近似准确建模方法;其次,基于以上近似准确建模,利用微小振动故障检测方法提出一个对旋转失速初始扰动的快速检测方法。文献[26]针对基于MIT的Mansoux-C2模型,以及通过测量参数并推导得出的北航低速轴流压气机实验台对应的Mansoux模型,采用上述方法进行了旋转失速建模与检测的仿真研究,初步验证了所提方法的有效性。文献[26]是基于模型的研究,然而未涉及到真实压气机实验数据。

本文针对北航航空发动机重点实验室的低速轴流压气机实验台开展旋转失速提前检测实验研究,首先,通过在压气机机匣壁面周向布置多个动态压力传感器,获取压气机失速前和失速先兆的动态压力数据;利用确定学习算法对旋转失速初始扰动的内部系统动态进行近似准确建模,并构建由常值RBF神经网络组成的失速前和旋转失速初始扰动模式库;其次,利用采集到的压气机动态压力数据进行离线检测研究,基于微小振动故障检测方法对旋转失速进行提前检测;最后,利用并行计算机及LabVIEW软件实现上述旋转失速检测算法,在北航低速轴流压气机上进行了多次旋转失速提前检测实验,在2500r/min、2700r/min、2900r/min和3000r/min 4个典型转速下,实现了提前0.3s~1s对旋转失速的在线实时检测。

2 基于确定学习的失速建模和检测算法(Stall modeling and detection algorithm based on deterministic learning)

本节首先简要介绍文献[26]提出的基于微小振动故障检测的旋转失速初始扰动建模方法以及基于模型的仿真验证研究. 其次, 提出针对实验台的旋转失速初始扰动建模和检测算法.

2.1 旋转失速建模及仿真验证(Modeling of rotating stall and simulation)

对旋转失速和喘振的建模是一个复杂的问题. Paduano和Mansoux等在Moore-Greitzer模型推导的基础上, 通过3步将原偏微分方程组(即文献[27]中的式(42)–(43))转化为高阶离散化的Moore-Greitzer常微分方程(ordinary differential equation, ODE)模型^[28–30](以下简称Mansoux模型^[51]):

$$\begin{cases} E\dot{\phi} = -A\phi + \Psi_c(\phi) - T\bar{\psi}, \\ \dot{\bar{\psi}} = \frac{1}{4l_c B^2}(S\phi - \Phi_T(\bar{\psi})), \end{cases} \quad (1)$$

其中: $\phi = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M)^T$ 是压气机周向上的 M 个测量点的流量, 可以通过沿周向均布在压气机转子前缘的 $M = 2N + 1$ (N 为8的倍数) 个动态压力传感器测量得到; $\bar{\psi}$ 是压气机的平均压力增长, 可以通过沿轴向布置的两个压力传感器获得; 非线性函数 $\Psi_c(\phi)$, $\Phi_T(\bar{\psi})$, 以及矩阵 E, A, T, S 参见文献[28].

把Mansoux模型(1)重新表达为如下形式:

$$\begin{cases} \dot{\phi} = \mathcal{F}(\phi, \bar{\psi}; \mathbf{p}), \quad \phi(t_0) = \phi_0, \\ \dot{\bar{\psi}} = \mathcal{H}(\phi, \bar{\psi}; \mathbf{p}'), \quad \bar{\psi}(t_0) = \bar{\psi}_0, \end{cases} \quad (2)$$

其中:

$$\begin{aligned} & (\mathcal{F}(\phi, \bar{\psi}; \mathbf{p}), \mathcal{H}(\phi, \bar{\psi}; \mathbf{p}'))^T = \\ & (\mathcal{F}_1(\phi, \bar{\psi}; \mathbf{p}), \dots, \mathcal{F}_M(\phi, \bar{\psi}; \mathbf{p}), \mathcal{H}(\phi, \bar{\psi}; \mathbf{p}'))^T \end{aligned}$$

是旋转失速的内部动态, \mathbf{p} 和 \mathbf{p}' 是系统的参数向量. 记由系统状态 ϕ 和 $\bar{\psi}$ 构成的系统相空间轨迹为 $\varphi(\phi, \bar{\psi}, \mathbf{t}; \phi_0, \bar{\psi}_0)$, 简记为 φ .

Mansoux等的研究表明通过选取不同的系统参数和压气机特性函数, Mansoux模型能够近似准确地模拟多种实际压气机系统旋转失速的发生过程, 其模型的仿真结果与实验测量获得的流场数据比较吻合^[28]. 因此, 由有限维ODE系统(2)描述的Mansoux模型可以被看作是在一定精度范围内对压气机旋转失速的近似建模.

在文献[26]中, 通过稳态测量北航低速轴流压气机实验台的特性曲线, 然后将该特性曲线和相应的实验台参数代入Mansoux模型, 得出基于北航实验台的Mansoux模型. 图1将北航实验台的旋转失速实验数据和北航实验台的Mansoux模型产生的旋转失速仿

真数据进行了对比, 表明基于北航实验台的Mansoux模型产生的仿真数据很接近于北航实验台的实验数据, 能够基本准确地描述实际压气机在旋转失速发生过程中的流量系数的变化趋势^[26].

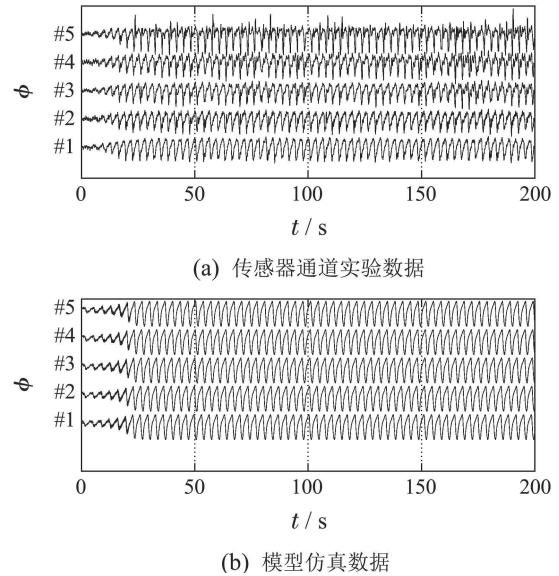


图1 实验数据和仿真数据对比

Fig. 1 The comparison of the measured flow coefficients and simulated flow coefficients

确定学习理论指出对于产生周期或回归轨迹的非线性动态系统, 运用动态RBF神经网络可以实现对非线性动态系统的未知系统动态的局部准确建模^[21, 23]. 然而利用确定学习算法对系统(2)各测量点相应的系统内部动态 $\mathcal{F}_i(\phi, \bar{\psi}; \mathbf{p})$ ($i = 1, \dots, M$) 进行近似建模时, 若将全部系统状态 ϕ 及 $\bar{\psi}$ 作为RBF神经网络输入, 其输入维数很高 ($2N + 1$ 维), 将导致维数爆炸问题, 需要进行输入降维(见文献[23]及其参考文献). 考虑到旋转失速是轴流压气机系统周向局部范围内出现的流动不稳定现象, 因此其主要系统动态可由某测量点及其相邻 $2n$ 个测量点压力为状态的非线性函数 $f_i(\phi_{im})$ 来近似表达, 这里 ϕ_{im} 为测量点 i 本身状态和与其相邻 $2n$ 个测量点状态构成的状态向量. 因此, 系统(2)的各测量点的系统动态 $\mathcal{F}_i(\phi, \bar{\psi}; \mathbf{p})$ 可以表示为如下关系式:

$$\mathcal{F}_i(\phi, \bar{\psi}; \mathbf{p}) = f_i(\phi_{im}) + g_i(\phi_{ir}, \bar{\psi}). \quad (3)$$

其中: $f_i(\phi_{im})$ 表示由第 i 个测量点及其相邻 $2n$ 个测量点的状态向量构成的主要系统动态(此处取 $n = 1$); ϕ_{ir} 为除去 ϕ_{im} 之外其他系统状态构成的状态向量; $g_i(\phi_{ir}, \bar{\psi})$ 表示由 ϕ_{ir} 和 $\bar{\psi}$ 构成的次要系统动态.

注1 由于旋转失速是轴流压气机局部范围内的流动不稳定现象, 其系统动态由某测量点及其相邻 $2n$ 个测量点状态构成的 $f_i(\phi_{im})$ 来近似表达是合理的; 利用确定学习对 $f_i(\phi_{im})$ 进行建模时, 神经网络的输入为 ϕ_{im} , 其维数为 $2n + 1$, 远小于 $2N + 1$, 这可避免高输入维数导致的维数灾难问题.

构造如下的动态RBF神经网络,以辨识失速前和失速初始扰动阶段的主要系统动态 $f_i(\phi_{im})$:

$$\dot{\hat{x}}_i = -a_i(\hat{x}_i - \phi_i) + \hat{\mathbf{W}}_i^T \mathbf{S}_i(\phi_{im}) + g_i(\phi_{ir}, \bar{\psi}), \quad (4)$$

其中: \hat{x}_i 是动态RBF神经网络的状态, $a_i > 0$ 是设计常数, RBF神经网络 $\hat{\mathbf{W}}_i^T \mathbf{S}_i(\phi_{im})$ 用来逼近由测量点 i 状态和与其相邻 $2n$ 个测量点状态表达的主要系统动态 $f_i(\phi_{im}, \mathbf{p}_{im})$ (此处取 $n = 1$).

在辨识 $f_i(\phi_{im})$ 的过程中, 动态神经网络(4)中的神经网络估计权值 $\hat{\mathbf{W}}_i$ 根据以下自适应学习律

$$\dot{\hat{\mathbf{W}}}_i = -\Gamma_i \mathbf{S}_i(\phi_{im}) \tilde{x}_i - \sigma_i \Gamma_i \hat{\mathbf{W}}_i, \quad (5)$$

其中: $\tilde{x}_i = \hat{x}_i - \phi_i$ 是状态估计误差, $\hat{\mathbf{W}}_i$ 是最优权值 \mathbf{W}_i^* 的估计值, $\Gamma_i = \Gamma_i^T > 0$, $\sigma_i > 0$ 是小的设计参数.

根据确定学习理论^[21, 23], 可以得到

$$f_i(\phi_{im}) = \bar{\mathbf{W}}_i^T \mathbf{S}_i(\phi_{im}) + \epsilon_{i2}. \quad (6)$$

式(6)表明, 常值神经网络 $\bar{\mathbf{W}}_i^T \mathbf{S}_i(\phi_{im})$ 可以在失速前和旋转失速初始扰动阶段实现对其系统动态 $f_i(\phi_{im})$ 的局部准确建模.

在文献[26]中利用如图1所示的基于北航实验台的Mansoux模型产生的仿真数据, 通过如下构造相应的动态RBF神经网络(4): RBF神经网络 $\hat{\mathbf{W}}_i^T \mathbf{S}_i(\phi_{im}, \bar{\psi})$ 的中心点 μ_i 均匀的布置在 $[0.4 \ 0.8] \times [0.4 \ 0.8] \times [0.4 \ 0.8]$ 区域内, 两中心点的距离为0.05, 神经元的宽度为 $\eta_i = 0.07$; 动态RBF神经网络权值的初值是 $\hat{\mathbf{W}}_i^T(0) = 0$, 并依据自适应学习律(5)在线调整. 式(4)–(5)中的相关参数分别选为 $a_i = 0.5$, $\Gamma_i = \text{diag}\{1.5, 1.5, 1.5\}$, 可以得到图2所示的结果^[26].

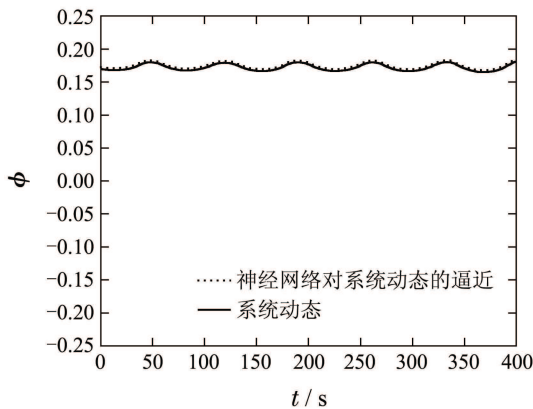


图 2 未知系统内部动态逼近

Fig. 2 Approximation of unknown system dynamics

由图2可知: 经确定学习算法训练所得常值RBF神经网络 $\bar{\mathbf{W}}_i^T \mathbf{S}_i(\phi_{im}, \bar{\psi})$ 对北航实验台Mansoux模型的旋转失速主要系统动态 $f_i(\phi_{im})$ 能近似准确建模, 因而实现了对所提出的旋转失速近似准确建模方法的仿真验证^[26].

2.2 针对实验台的旋转失速建模与检测(Modeling and detection of rotating stall)

上小节旨在介绍文献[26]提出的基于对北航实验台Mansoux模型的研究, 验证确定学习理论可以实现对旋转失速初始扰动的系统动态进行准确建模. 需要注意的是, 在确定学习算法式(4)–(5)中, 由于模型所有系统状态可得, 且 $g_i(\phi_{ir}, \bar{\psi})$ 已知, 因此采取直接抵消 $g_i(\phi_{ir}, \bar{\psi})$ 的方法以实现 $f_i(\phi_{im})$ 的近似准确建模. 然而, 在对实际轴流压气机实验台的旋转失速建模与检测研究中, 由于描述压气机的非线性动态系统的真实模型无法准确获得, 难以验证上述确定学习算法能实现对压气机真实模型的近似准确建模.

针对这一问题, 本文提出如下解决方法:

首先, 在训练阶段, 由于旋转失速是轴流压气机系统周向局部范围内出现的流动失稳, 本文仍然利用某测量点及其相邻2个测量点压力为神经网络输入, 构造如下的动态RBF神经网络, 用于对 k 个失速前模式和失速初始扰动模式的内在系统主要动态进行建模:

$$\dot{\hat{x}}_i^k = -a_i(\hat{x}_i^k - \phi_i^k) + \hat{\mathbf{W}}_i^{kT} \mathbf{S}_i(\phi_{im}^k), \quad (7)$$

其中: $k = 1, \dots, K$, \hat{x}_i^k 是第 k 个动态RBF神经网络的状态, ϕ_{im}^k 为针对第 k 个失速前模式或失速初始扰动模式的测量点 i 状态和与其相邻2个测量点状态构成的状态向量, $a_i > 0$ 是设计常数, RBF神经网络 $\hat{\mathbf{W}}_i^{kT} \times \mathbf{S}_i(\phi_{im}^k)$ 用来逼近第 k 个失速前模式或失速初始扰动模式内在的系统主要动态.

动态神经网络(7)中的神经网络估计权值 $\hat{\mathbf{W}}_i^k$ 根据以下自适应学习律:

$$\dot{\hat{\mathbf{W}}}_i^k = -\Gamma_i \mathbf{S}_i(\phi_{im}^k) \tilde{x}_i^k - \sigma_i \Gamma_i \hat{\mathbf{W}}_i^k, \quad (8)$$

其中 $\tilde{x}_i^k = \hat{x}_i^k - \phi_i^k$.

文献[31]中的结果表明, 任意耗散系统(轨迹最终有界的系统)的系统动态可以由一个3阶常微分方程的解以任意精度来逼近. 这个结果可以被利用到对许多由偏微分方程描述的系统(无穷维分布参数系统)的渐进行为分析中. 用于描述流体运动行为的Navier-Stokes方程就属于此类系统, 因此受扰流动行为背后的系统动态可以由一个三维常微分方程组的解来近似表达. 描述轴流压气机中流场旋转失速的偏微分方程组[27]就属于无穷维分布参数系统, 因此对于任一测量点的系统动态, 依照文献[31]中的结果, 对其进行简化, 即该点系统动态可以近似由这个测量点及其相邻2个测量点状态构成的动态进行近似逼近.

因此, 基于上小节所示的确定学习算法可以实现对旋转失速初始扰动系统动态的近似准确建模, 在这里选取某个传感器的测量信号和与其相邻的2个传感器的测量信号作为神经网络输入, 此时的确定学习算法(7)–(8)同样实现对旋转失速初始扰动系统动态的

近似准确建模.

注 2 由于描述实际轴流压气机的非线性动态系统的真实模型无法准确获得, 上述确定学习算法(7)–(8)即使能实现准确建模, 其建模结果也无法与压气机真实模型进行对比, 因而难以直接验证所提方法的有效性. 为克服这一困难, 本文采用以下方法, 即先对失速前及失速初始扰动模式进行建模, 再利用建模结果进行失速检测, 最后通过失速检测的准确性间接验证建模的准确性.

其次, 在检测阶段, 本文利用已训练的针对 K 个失速前或失速初始扰动模式的系统动态进行建模的常值RBF神经网络, 并用当前压气机实验台获得测量点 i 和与其相邻2个测量点的状态信号为神经网络输入, 构造如下 K 个动态估计器:

$$\begin{aligned} \dot{\bar{\phi}}_i^k &= -b_i(\bar{\phi}_i^k - \phi_i) + \bar{\mathbf{W}}_i^{kT} \mathbf{S}_i(\phi_{im}), \\ k &= 1, \dots, K, \end{aligned} \quad (9)$$

其中: $\bar{\phi}_i^k$ 是第 k 个动态估计器的状态, ϕ_i 是当前压气机实验台的在第 i 个测量点的状态, ϕ_{im} 为当前压气机实验台的测量点 i 状态和与其相邻2个测量点状态构成的状态向量, $\bar{\mathbf{W}}_i^{kT} \mathbf{S}_i(\phi_{im})$ 是已训练的对第 k 个失速前或失速初始扰动模式的系统动态进行建模的常值RBF神经网络, $b_i > 0$ 是设计参数.

定义 $\tilde{\phi}_i^k = \bar{\phi}_i^k - \phi_i$ 为残差, 以及

$$\|\tilde{\phi}_i^k(t)\|_1 = \frac{1}{T} \int_{t-T}^t |\tilde{\phi}_i^k(\tau)| d\tau, \quad t \geq T > 0 \quad (10)$$

为残差的平均 L_1 范数.

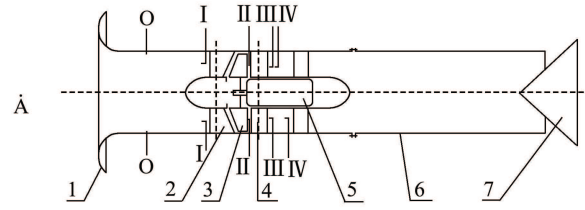
确定学习理论中的微小振动故障检测方法^[24]指出, 残差 $\tilde{\phi}_i^k$ 的大小与压气机实验台的当前失速前或失速初始扰动模式及已训练的某失速前或失速初始扰动模式的内在系统动态之间的差异近似成正比. 这意味着若当前压气机进入到旋转失速初始扰动模式, 对应于该类失速初始扰动的残差迅速变为最小, 因而可判断压气机即将发生失速.

因此, 基于文献[24]的微小振动故障检测方法, 本文提出如下失速初始扰动检测策略: 设 k 为某个旋转失速初始扰动模式, 若对所有的 $r \in \{1, \dots, K\} \setminus \{k\}$, 存在一个有限时间 t^k , 使得 $\|\tilde{\phi}_i^k(t^k)\|_1 < \|\tilde{\phi}_i^r(t^k)\|_1$, 则可以判断旋转失速即将发生.

3 实验设备(Experimental equipments)

3.1 实验台结构(Structure of the test rig)

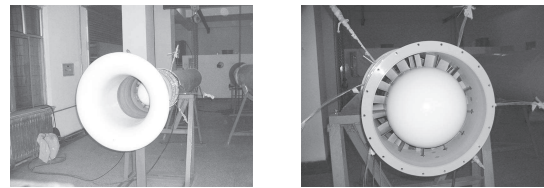
北航单级低速轴流压气机实验台主要由低速轴流压气机、测试系统、动力装置及其控制系统和供电系统4大部分组成. 实验台结构简图如图3所示, 图4(a)和图4(b)则给出了实验台全貌及实验段(压气机)的实物照片. 该低速压气机实验台的详细结构、实验条件及测试系统详见文献[32]. 实验台试验规程、设备布置均按照国家标准执行.



1 进口集流器; 2 支撑叶片 (3-均布); 3 压气机转子; 4 压气机静子; 5 异步交流电动机; 6 排气管道; 7 节流堵锥; A 大气参数测试点; O-O 流量测量截面; I-I 进口总压测量截面; II-II 级间动态流场测量截面; III-III 出口总压测量截面; IV-IV 出口总压靶测量截面

图3 低速轴流压气机实验台结构简图

Fig. 3 Sketch of low-speed axial compressor's structure



(a) 实验台

(b) 实验段

图4 低速轴流压气机实验台实物图

Fig. 4 Pictures of low-speed axial compressor test rig

实验台主体结构由5个主要部件组成, 包括进口集流器、实验段、排气管道、流量调节堵锥、动力装置及其控制设备. 如图3所示, 1为进口集流器, 使气流在压气机进口前建立起均匀的速度场和压力场, 可以保证进气周向均匀以及减少流程损失; 2为进气帽罩支撑叶片; 3和4分别为压气机转子和静子叶片排; 5为实验台动力装置—异步交流电动机; 6为压气机排气管道; 7为实验出口流量调节阀, 用于控制压气机流量大小变化^[32].

实验台气动性能参数: 容积流量 $Q_d = 2.4 \text{ m}^3/\text{s}$, 总压升 $\Delta P^* = 1500 \text{ Pa}$, 绝热效率 $\eta_d^* = 85.0\%$, 其余主要设计参数见表1所示^[32]. 转子叶片和静子叶片均采用C4叶型. 在设计过程中, 人为增大转子叶片的叶型弯角, 其 $\Delta\beta^*/\Delta\beta_{\max}$ 的值达到了0.95. 采取这样的设计其主要目的在于可促使流动分离提前, 以易于在实验中捕捉到大尺度分离旋涡脱落现象, 尽可能地降低实验研究的难度^[32].

表1 低速轴流压气机主要设计参数

Table 1 Main design parameters for low-speed axial compressor

设计参数	符号及单位	参数值
外径	$D2(\text{mm})$	450
设计转速	$n_d/(\text{r}\cdot\text{min}^{-1})$	3000
转子叶尖切向速度	$u_t/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	70.7
轮毂比	\bar{d}	0.75
转子叶片数目	z_r	19
静子叶片数目	z_s	13
转子叶尖间隙相对值	$\bar{\delta}_t = \delta_t/h/\%$	0.89

3.2 测试系统(Testing system)

根据压气机试验标准, 在气动测量上沿压气机进气方向共设置了5个测量截面, 如图3所示, 测试截面A测点是大气参数测试点; O-O为流量测量截面, 此测量站位于压气机叶排前, 距压气机进口集流器前沿平直段 $0.25D$ 处; I-I为进口总压测量截面, 位于压气机进口支撑叶片前缘大约50%位置, 周向布置了2个总压梳安装座; II-II为级间动态流场测量截面; III-III为出口总压测量截面, 位于静子出口约20%位置; IV-IV为出口总压耙测量截面^[32].

实验采用Kulite公司生产的小型高灵敏度压力传感器(XCS-190压阻应变动态压力传感器), 测量动态壁面静压. 由于动态压力传感器输出为电压, 其输出值很小, 很难直接用于分析. 因此在分析之前要进行信号放大. 实验中选用比较常用的信号调制器-16路PRESTON8300AU数字信号放大器^[32].

4 实验研究(Experimental studies)

本文利用第2.2节的方法在北航低速轴流压气机实验台上分别进行了旋转失速的建模、离线检测和在线检测实验研究.

4.1 失速建模与结果分析(Modeling and analysis of rotating stall)

首先, 在压气机机匣壁面周向布置5个动态压力传感器, 通过逐渐关闭节流堵锥使压气机的流量降低, 当发动机声音由尖锐的哨声转为较强的低沉声时为进入旋转失速, 此时将节流堵锥开启使压气机恢复至稳定状态. 在2500 r/min, 2700 r/min, 2900 r/min和3000 r/min 4个典型转速下获取压气机失速前和失速先兆的动态压力信号; 并通过低通滤波进行前期处理, 以滤除高频噪声.

利用其中3个相邻的动态压力信号作为神经网络输入, 对每一个转速选取失速前20%(pre stall)、失速前70%(pre stall)、以及失速初始阶段(stall inception)等模式, 采用第2.2节中的确定学习算法(7)-(8)对失速前和失速初始扰动的内部系统动态进行建模, 并构建由常值RBF神经网络组成的失速前和旋转失速初始扰动模式库.

RBF神经网络 $\hat{W}_i^T \mathcal{S}_i(\phi_{im}, \bar{\psi})$ 的布置如下: 中心点 μ_i 均匀地布置在 $[0.4, 0.8] \times [0.4, 0.8] \times [0.4, 0.8]$ 区域内, 两中心点的距离为0.05, 神经元的宽度为 $\eta_i = 0.07$; 动态RBF神经网络权值的初值是 $\hat{W}_i^T(0) = 0$, 并依据自适应学习律(8)在线调整; $a_i = 0.5$, $\Gamma_i = \text{diag}\{1.5, 1.5, 1.5\}$.

与第2.1节(文献[26])不同的是, 虽然利用确定学习算法(7)-(8)有可能实现对旋转失速初始扰动系统动态的近似准确建模, 但由于描述实际压气机的非线性动态系统的真实模型无法准确获得, 上述方法难以验证是否能对压气机真实模型进行近似准确建模. 为

此, 本文下面利用失速建模结果进行失速的离线检测分析和在线检测研究, 其目的不仅在于实现在不同转速情况下对旋转失速的提前检测, 也要通过失速检测的准确性间接验证建模的准确性.

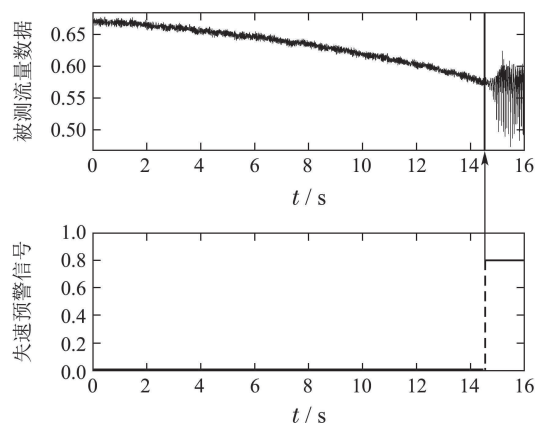
4.2 离线检测与结果分析(Off-line detection and analysis)

离线分析包含3个环节: i) 对测量信号进行低通滤波, 滤除高频噪声, 作为神经网络输入; ii) 利用微小振动故障检测方法对旋转失速进行离线检测; iii) 对离线检测结果进行分析.

将每一转速下失速前20%(pre stall)、失速前70%(pre stall)、以及失速初始阶段(stall inception) 3个模式视为1组, 针对1组失速前或失速初始扰动模式进行训练, 获得3个由常值RBF神经网络组成的失速前和旋转失速初始扰动模式库.

利用这3个常值RBF神经网络, 按照式(9)构造3个动态估计器. 动态估计器中的 $b_i = 0.5$, 神经网络 $\hat{W}_i^{kT} \mathcal{S}_i(\phi)(k = 1, 2, 3)$ 的所有参数与建模阶段的完全相同.

在每一转速下选择1组与已训练模式不同的、包括全部失速前及失速阶段的测试数据. 如图5(a)上面图中表示1组2900 r/min转速时的实验数据, 清晰显示出通过逐渐关闭节流堵锥使压气机的流量降低产生旋转失速的全过程. 图5(b)显示各残差 $\hat{\phi}_i^k(k = 1, 2, 3)$ 曲线, 包括失速前模式对应的残差曲线和失速初始扰动模式所对应的残差曲线. 如图5(b)所示, 当压气机系统处于稳定状态时, 失速前模式对应的残差曲线处于最下方; 而当系统进入旋转失速初始扰动时, 旋转失速初始扰动对应的残差曲线开始下行, 相应的残差迅速变为最小. 根据基于最小残差的失速检测策略, 可判断压气机即将发生失速, 因而给出预警开关信号, 如图5(a)下面的图所示. 由图5可以看出, 横坐标表示时间轴, 根据最小残差原则进行检测, 在14.44 s给出预警信号. 压气机在14.92 s压气机进入失速状态, 因此提前0.48 s检测到失速即将发生, 这为进一步的主动控制提供了一定的预警时间.



(a) 被测流量信号及失速预警信号

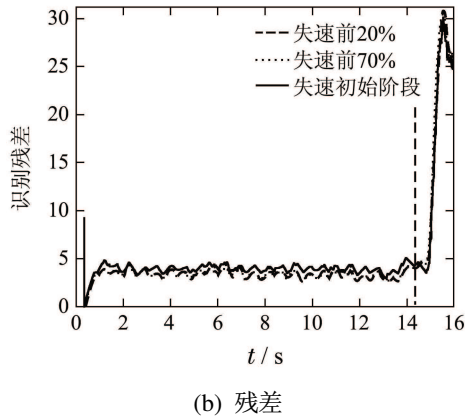
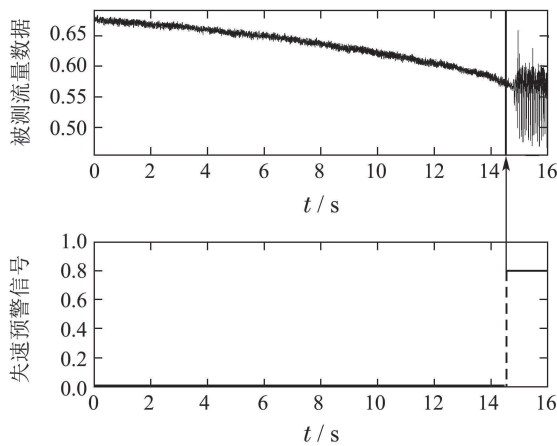
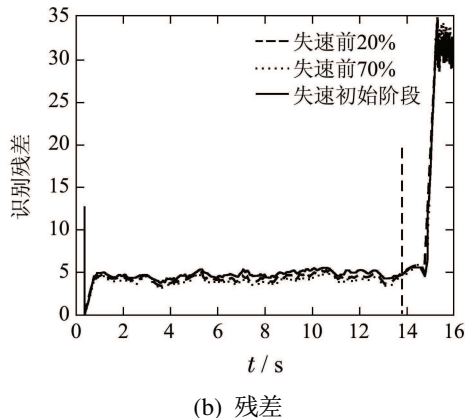


图5 2900 r/min转速下压气机旋转失速检测结果
Fig. 5 Detection result of 2900 r/min for stall inception

图6(a)上面图中表示1组3000 r/min转速时的实验数据. 图6(b)显示3000 r/min转速时各残差 $\tilde{\phi}_i^k$ ($k=1, 2, 3$)曲线, 当压气机系统处于稳定状态时, 失速前 (prestall) 模式对应的残差曲线处于最下方; 而当系统进入旋转失速初始扰动时, 旋转失速初始扰动(stall inception)对应的残差曲线开始下行, 相应的残差迅速变为最小. 根据基于最小残差的失速检测策略, 可以判断压气机即将发生失速, 因而给出失速预警开关信号, 如图6(a)下面图中所示.



(a) 被测流量信号及失速预警信号



(b) 残差

图6 3000 r/min转速下压气机旋转失速检测结果图
Fig. 6 Detection result of 3000 r/min for stall inception

由图6可以看出, 横坐标表示时间轴, 根据最小残差原则进行检测, 在14.37s给出预警信号. 压气机在14.92s压气机进入失速状态, 因此提前0.55s检测到失速即将发生.

除此之外, 本文还进行了大量失速离线检测实验, 包括分别于2012年4月、9月、11月、12月及2013年3月的现场实验之前进行的离线检测实验, 结果表明在2500 r/min、2700 r/min、2900 r/min, 及3000 r/min典型转速下, 所提方法可以提前0.3s~1s检测到失速即将发生. 不仅如此, 上述基于残差的离线失速检测分析结果也可以间接验证第2.2节中的基于确定学习的旋转失速建模方法能对压气机真实模型进行近似准确建模.

4.3 在线检测及结果分析(Online testing procedures and related analysis)

由离线检测分析结果可知, 基于微小振动故障检测方法能对旋转失速进行提前检测并准确地给出失速预警信号. 本节采用高性能多核计算机为计算平台, 采用LabVIEW软件进行并行计算编程, 在线实现上述旋转失速检测算法. LabVIEW具有针对多核处理器的并行编程模式, 能够并行实现基于确定学习的微小振动故障检测算法, 因而用于实现对旋转失速的实时在线检测.

设北航低速压气机实验台原有的信号采集系统为上位机, 本文利用LabVIEW开发的轴流压气机旋转失速检测系统为下位机, 还开发了上位机和下位机中的实时通讯程序. 因此, 基于LabVIEW的轴流压气机旋转失速检测系统包括信号通讯模块、滤波模块、在线失速检测模块以及参数设置模块. 其中, 在线失速检测模块包含某一转速下的1组失速前20%(prestall)、失速前70%(prestall)、及失速初始扰动(stall inception)模式对应的已训练的3个常值RBF神经网络, 以及利用它们构造的3个动态估计器. 动态估计器中的所有参数与离线检测阶段的完全相同.

轴流压气机旋转失速检测系统界面如图7所示. 该系统通过无线传输接收上位机的实时数据作为RBF神经网络的输入, 对嵌入了常值RBF神经网络的动态估计器进行并行计算生成残差, 然后根据最小残差原则进行失速实时检测.

图7是该系统在压气机实验台的在线检测效果图. 在每一转速下通过逐渐关闭节流堵锥使压气机的流量降低产生旋转失速, 如图7中上面的图所表示1组3000 r/min转速时的部分实时实验数据.

由图7可以看出, 系统在37.679s左右给出预警开关信号, 且红灯亮, 压气机在38.370s左右进入旋转失速, 因此该系统提前0.691s实时检测出失速即将发生.

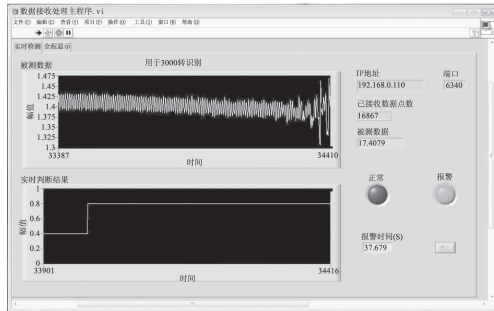


图 7 3000 r/min 转速下的旋转失速在线检测结果图

Fig. 7 Online detection of stall at 3000 r/min speed

按照以上步骤,在北航轴流压气机实验台分别于2012年4月、9月、11月、12月以及2013年3月前后进行了5次现场实验,试验结果表明在2500 r/min、2700 r/min、2900 r/min、3000 r/min 典型转速下,所开发的轴流压气机旋转失速检测系统均能提前0.3 s~1 s对旋转失速进行在线实时检测,验证了该系统不仅实现了与离线检测方法相同的在不同转速下对旋转失速的提前检测,也通过在线实时失速检测的准确性间接验证失速建模的准确性。

5 结论(Conclusions)

本文以北航航空发动机重点实验室的低速轴流压气机实验台为研究对象,开展了旋转失速的建模与在线检测研究。首先,提出具体实验方案,通过周向布置的5个动态压力传感器,捕捉失速初始扰动传播过程;利用采集的实验数据,对压气机进行建模;其次,根据建模的结果,在试验台进行在线检测。验证了所提检测方法能够在不同转速情况下,提前0.3 s~1 s实现对旋转失速的实时在线检测,具有一定的工程应用价值。

致谢 感谢中国燃气涡轮研究院周拜豪副总工程师的悉心指导,以及华南理工大学自动化学院硕士研究生林文愉、陈泓宇、许加庆、梁德战、贺才梁、北京航空航天大学硕士生姚涓、北京大学博士生董万静等为旋转失速检测实验所付出的辛勤努力。

参考文献(References):

- [1] EPSTEIN A H, WILLIAMS J E, GREITZER E M. Active suppression of aerodynamic instabilities in turbomachines [J]. *Journal of Propulsion and Power*, 1989, 5(2): 204–211.
- [2] PADUANO J D, EPSTEIN A H, VALAVANI L, et al. Active control of rotating stall in a low-speed axial compressor [J]. *ASME Journal of Turbomachinery*, 1993, 115(1): 48–56.
- [3] DAY I J. Stall inception in axial flow compressor [J]. *ASME Journal of Turbomachinery*, 1993, 113(1): 1–9.
- [4] HAYNES J M, HENDRICHS G J, EPSTEIN A H. Active stabilization of rotating stall in a three-stage axial compressor [J]. *ASME Journal of Turbomachinery*, 1994, 116(2): 226–239.
- [5] WANG Y, MURRAY R M. Bifurcation control of rotating stall with actuator magnitude and rate limits: Part I—model reduction and qualitative dynamics [J]. *Automatica*, 2002, 38(4): 597–610.
- [6] LONGLEY J P. *Inlet distortion and compressor instabilities* [D]. Cambridge: Cambridge University, 1988.
- [7] GARNIER V H, EPSTEIN A H, GREITZER E M. Rotating wave as a stall inception indication in axial compressors [J]. *ASME Journal of Turbomachinery*, 1991, 113(2): 290–301.
- [8] TRYFONIDIS M, ETCHEVERS O, PADUANO J D, et al. Pre-stall behavior of several high-speed compressors [J]. *ASME Journal of Turbomachinery*, 1995, 117(1): 62–80.
- [9] HOSS B, LEINHOS D, FOTTNER L. Stall inception in the compressor system of a turbofan engine [J]. *ASME Journal of Turbomachinery*, 1998, 122(1): 32–43.
- [10] LIAO S F, CHEN J Y. Time frequency analysis of rotating stall by means of wavelet transform [C] // *Proceedings of 1996 ASME*. Birmingham, UK: ASME, 1996, DOI: 96-GT-57.
- [11] 程晓斌. 小波分析与压气机旋转失速先兆研究 [D]. 北京: 中国科学院工程热物理研究所, 2001. (CHENG Xiaobin. *Investigation on the method of wavelet transform and the inception process of compressor rotating stall* [D]. Beijing: Institute of Engineering Thermophysics, Chinese Academy of Science, 2001.)
- [12] LIN F, CHEN J, LI M. Wavelet analysis of rotor-tip disturbances in an axial-flow compressor [J]. *Journal of Propulsion and Power*, 2004, 20(2): 319–334.
- [13] CAMERON J D, MORRIS S C. Spatial correlation based stall inception analysis [C] // *Proceedings of ASME Turbo Expo 2007*. Montreal, Canada: ASME, 2007: 433–444.
- [14] DREMIN I M, FURLETTOV V I, IVANOV O V, et al. Precursors of stall and surge processes in gas turbines revealed by wavelet analysis [J]. *Control Engineering Practice*, 2002, 6(2): 599–604.
- [15] TAHARA N, KUROSAKI M, OHTA Y, et al. Early stall warning technique for axial flow compressors [J]. *ASME Journal of Turbomachinery*, 2006, 129(3): 448–456.
- [16] CHRISTENSEN D, CANTIN P, GUTZ D, et al. Development and demonstration of a stability management system for gas turbine engines [J]. *ASME Journal of Turbomachinery*, 2008, 130(3): 1–9.
- [17] 祝雪平, 李应红, 张朴. 轴流式压气机旋转失速信号的早期检测 [J]. *航空计算技术*, 2003, 33(2): 122–124. (ZHU Xueping, LI Yinghong, ZHANG Pu. Early detection of rotating stall signal of axial flow compressor [J]. *Aeronautical Computer Technique*, 2003, 33(2): 122–124.)
- [18] 李扬, 李应红, 吴云. 基于方差分析的某轴流式压气机失速征兆起始检测 [J]. *航空技术*, 2005, 35(1): 104–105. (LI Yang, LI Yinghong, WU Yun. Detection of rotating stall inception precursor of axial flow compressor with variance analysis [J]. *Aeronautical Computer Technique*, 2005, 35(1): 104–105.)
- [19] 高曼, 楚武利, 吴艳辉, 等. 亚声速轴流压气机失速监测方法试验 [J]. *推进技术*, 2012, 33(3): 398–404. (GAO Man, CHU Wuli, WU Yanhui, et al. Experiment of the algorithm of detecting the stall inception for the subsonic compressor [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2012, 33(3): 398–404.)
- [20] 李娟, 周东华, 司小胜, 等. 微小故障诊断方法综述 [J]. *控制理论与应用*, 2012, 29(12): 1517–1529. (LI Juan, ZHOU Donghua, SI Xiaosheng, et al. Review of incipient fault diagnosis methods [J]. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(12): 1517–1529.)
- [21] WANG C, HILL D J. Deterministic learning and rapid dynamical pattern recognition [J]. *IEEE Transactions Neural Networks*, 2007, 18(3): 617–630.
- [22] WANG C, CHEN T R, CHEN G R, et al. Deterministic learning of nonlinear dynamical systems [J]. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 2009, 19(4): 1307–1328.

- [23] WANG C, HILL D J. *Deterministic Learning Theory for Identification, Recognition and Control* [M]. Boca Raton, FL: CRC Press, 2009.
- [24] WANG C, CHEN T R. Rapid detection of small oscillation faults via deterministic learning [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(8): 1284 – 1296.
- [25] ZHANG X D, POLYCARPOU M M, PARISINI T. A robust detection and isolation scheme for abrupt and incipient faults in nonlinear systems [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2002, 47(4): 576 – 593.
- [26] 王聪, 文彬鹤, 司文杰, 等. 轴流压气机旋转失速建模与检测: I—基于确定学习理论与高阶Moore-Greitzer模型的研究 [J]. *自动化学报*, 2014, 40(7): 1265 – 1277.
(WANG Cong, WEN Binhe, SI Wenjie, et al. Modeling and rapid detection of rotating stall in axial flow compressors: part I — results based on high-order M-G models and deterministic learning [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(7): 1265 – 1277.)
- [27] MOORE F K, GREITZER E M. A theory of post-stall transients in axial compression systems, part I: development of equations [J]. *Journal of Engines for Gas Turbines and Power*, 1986, 108(1): 68 – 76.
- [28] MANSOUX C A, GYSLING D L, SETIAWAN J D, et al. Distributed nonlinear modeling and stability analysis of axial compressor stall and surge [C] // *Proceedings of the 1994 American Control Conference*. Baltimore, MD: IEEE, 1994: 2305 – 2316.
- [29] PADUANO J D, VALAVANI L, EPSTEIN A H. Parameter identification of compressor dynamics during closed-loop operation [C] // *Proceedings of 1991 American Control Conference*. Boston, MA: IEEE, 1991: 2379 – 2385.
- [30] PADUANO J D, VALAVANI L, EPSTEIN A H, et al. Modeling for control of rotating stall [J]. *Automatica*, 1994, 30(9): 1357 – 1373.
- [31] ROBINSON J C. All possible chaotic dynamics can be approximated in three dimensions [J]. *Nonlinearity*, 1998, 11(3): 529 – 545.
- [32] 李志平. 轴流压气机实现非定常耦合流型的实验研究 [D]. 北京: 北京航空航天大学, 2006.
(LI Zhiping. *Experimental investigation of realizing unsteady cooperative flow type in axial-flow compressor* [D]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2006.)

作者简介:

王聪 (1968–), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为确定学习等, E-mail: wangcong@scut.edu.cn;

司文杰 (1985–), 男, 博士研究生, 主要研究方向为确定学习、轴流压气机不稳定流动等, E-mail: siwenjie@gmail.com;

文彬鹤 (1987–), 男, 工程师, 主要研究方向为航空发动机动力控制系统研究, E-mail: bhwen5516521@126.com;

张明明 (1982–), 男, 在做博士后研究工作, 主要研究方向为流体力学及流固耦合研究, E-mail: simonzhang@sjp.buaa.edu.cn;

王勇 (1968–), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为非线性动力学建模与分析, E-mail: yongwang@mech.pku.edu.cn;

侯安平 (1975–), 男, 副教授, 主要研究方向为叶轮机械气动弹性研究、风扇、压气机气动设计、气浮高速电机研究、微型燃机、风光互补等分布式能源系统研究, E-mail: houap@buaa.edu.cn.