

基于深度学习的航空发动机不平衡故障部位识别

陈 果, 杨默晗, 于平超

(南京航空航天大学 民航学院, 南京 211106)

摘 要: 针对基于机匣测点的航空发动机不平衡故障部位识别问题,提出了基于深度卷积神经网络的航空发动机不平衡故障部位诊断方法。针对某典型双转子航空发动机,建立整机耦合动力学模型,并利用数值积分算法实现不平衡故障数值仿真;在从发动机压气机端到涡轮端的高、低压转子上选择 4 个不平衡故障部位作为诊断对象,通过仿真分析得到发动机典型转速下的转子不同部位不平衡故障的仿真样本;计算 4 个机匣测点信号的规范化频谱,通过对大量仿真数据的处理得到反映不同不平衡故障部位的故障样本集;利用仿真得到的大量不平衡故障样本,训练深度卷积神经网络,利用深度卷积神经网络的优良特征学习能力实现航空发动机不平衡故障的不同部位进行识别,数值试验结果表明该方法对航空发动机不平衡故障部位的识别准确率达到 95%。

关 键 词: 深度卷积神经网络; 航空发动机转子系统; 机匣测点; 不平衡故障; 故障部位识别
中图分类号: V231.9 **文献标志码:** A

Aero-engine unbalanced fault location identification method based on deep learning

CHEN Guo, YANG Mohan, YU Pingchao

(College of Civil Aviation,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: For the problem of aero-engine unbalanced fault location diagnosis based on casing test points, a method of aero-engine unbalanced fault location diagnosis based on deep convolution neural network was presented. The coupling dynamic model of a typical dual-rotor aero-engine was established, and the numerical integration method was used to realize the numerical simulation of unbalanced fault. Four unbalanced fault positions were selected from the high and low pressure rotors of the compressor end to the turbine end as the diagnostic object. A large number of unbalanced fault samples obtained by simulation were used to train the deep convolution neural network, and the excellent feature learning ability of the deep convolution neural network was used to realize the identification of different positions of the aeroengine unbalanced fault. The numerical experimental results fully showed the accuracy of the method to identify the unbalanced fault locations of aero-engine reached to 95%.

Key words: deep convolution neural network; aero-engine rotor system;
casing test point; unbalance fault; fault location identification

收稿日期:2020-05-18

基金项目:国家科技重大专项(2017-IV-0008-0045)

作者简介:陈果(1972—),男,教授、博士生导师,博士,主要从事航空发动机整机振动及故障诊断研究。E-mail:cgzyx@263.net

引用格式:陈果,杨默晗,于平超. 基于深度学习的航空发动机不平衡故障部位识别[J]. 航空动力学报,2020,35(12):2602-2615.
CHEN Guo, YANG Mohan, YU Pingchao. Aero-engine unbalanced fault location identification method based on deep learning[J]. Journal of Aerospace Power, 2020, 35(12): 2602-2615.

现代航空燃气涡轮发动机结构复杂,零件细而薄,刚性较小易发生振动或共振,加之连接件的“松动”等缘故,转子的平衡易被破坏,工作中常出现较大的不平衡量,这就容易引起较大的振动^[1]。另外,航空发动机处于恶劣的环境中运行时,吸入的空气可能含有盐、酸等的潮气、雨水、冰、沙石甚至飞鸟等,使得转子上部分零件容易被侵蚀、打伤、变形,从而可能大大地加大了转子的不平衡量。若发生叶片被打伤、掉块或折断,则转子产生很大的突加不平衡量。由此可见,航空发动机的不平衡故障是一种典型的频发故障^[1]。

转子不平衡量过大引起的振动过大现象是十分简单、清楚的。主要就是发动机振动过大,超过了允许的数值,而且振动频率等于转子转速的频率^[2]。然而由于航空发动机的转子结构复杂,其发生不平衡故障的部位存在随机性,准确诊断出发生不平衡故障的准确位置通常比较困难,同时,由于航空发动机的实际测试中往往只能够通过通过在机匣上布置少量振动速度或加速度传感器来进行故障监测和诊断,转子上的不平衡故障通过复杂的路径传递到机匣测点,不平衡故障的信号特征将产生很大的衰减,从不平衡部位到机匣测点间均存在复杂的传递路径,不平衡部位和机匣测点之间是典型的多对多的关系,从而导致实际振动中难以准确诊断其故障部位。同时,机匣信号中还存在很多干扰信号,进一步导致基于机匣测点的转子不平衡故障部位识别的困难。

目前对航空发动机不平衡故障诊断研究主要集中在不平衡量的识别^[3-5],而对不平衡故障发生部位的识别研究较少。随着新一代人工智能算法的发展,深度学习凭借其强大的特征学习能力,在航空发动机故障诊断领域已经得到应用^[6-8]。因此,本文拟采用深度学习方法进行航空发动机转子不平衡故障部位诊断方法研究。

为了探讨方案的可行性,本文拟定采用航空发动机整机振动模型来模拟转子不同部位的不平衡故障,得到大量不同部位的不平衡故障样本,并基于仿真样本来进行不平衡故障部位诊断研究。首先,建立某典型航空发动机整机动力学模型,然后,确定 4 个从低压端到高压端的高、低压转子不平衡部位,以及 4 个机匣测点,利用数值积分的方法仿真得到航空发动机在不同部位不平衡故障激励下的机匣测点响应,最后,利用深度卷积神经网络的优越特征学习能力^[9],对机匣多测点的仿真样本进行预处理,形成规范化频谱向量,并构建训练样本和测试样本对卷积神经网络进行训练和测试。同时,比较研究不同机匣测点、不同转速、以及不同故障程度的诊断可靠性,为进一步构建实际航空发动机的转子不平衡故障部位诊断模型提供理论和方法。

1 某典型双转子航空发动机整机振动耦合动力学模型

图 1 为某典型双转子航空发动机整机结构简图。发动机一共有 5 个支点(1#、2#、3#、4#、5#),其中支点 4 为中介轴承。测点 1、2、3、4 分别为风扇机匣测点、中介机匣前测点、中介机匣后测点、以及涡轮机匣测点,这 4 个测点为动力学仿真的响应输出点。

采用文献[10-12]提出了一种转子-滚动轴承-机匣耦合动力学模型,在模型中利用有限元方法对转子和机匣系统进行建模;支承系统采用了集总参数模型,计入了滚动轴承非线性;定义了多种支承和连接方式,以适应多转子和多机匣的复杂结构建模。运用 Newmark- β 法和改进的 Newmark- β 法(翟方法)相结合的数值积分获取系统非线性动力学响应。该模型的突出优势是很容易进行非线性故障仿真。文献[13]将该模型应用于航空发动机转静碰摩故障的整机振动建模与故障机理分析。

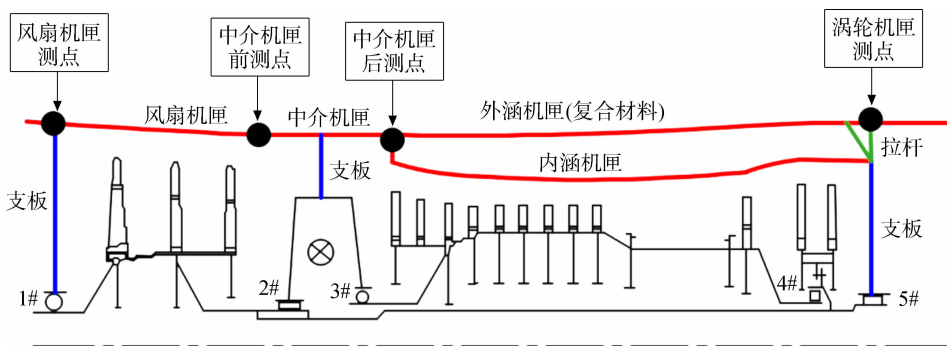


图 1 某型典型高推质比双转子航空发动机整机结构简图

Fig. 1 Structure schematic diagram of a typical high push-mass ratio dual-rotor aero-engine

文献[14]在文献[10-12]的基础上,考虑实际航空发动机支承系统普遍采用的球轴承和滚子轴承相结合的设计特点,在航空发动机整机振动分析中对滚动轴承进行了详细建模。首先建立了 5 自由度球轴承动力学模型,推导了在 5 自由度复杂变形下的轴承力和力矩表达式;然后,针对圆柱滚子轴承,利用“切片法”推导了考虑轴承径向变形、圆柱转子凸度、轴承间隙以及轴承倾斜引起的角向变形等复杂因素作用下的圆柱滚子轴承的作用力;最后,将复杂的球轴承模型和滚子轴承模型与 6 自由度的转子和机匣有限元梁模型结合,建立了含复杂滚动轴承建模的航空发动机整机振动模型,并利用数值积分方法进行了动力学方程求解。文献[15]将该模型应用于航空发动机支承松动故障机理分析。

本文采用文献[14]的建模方法对某型双转子航空发动机进行整机耦合动力学建模,利用数值积分方法求取系统振动响应。发动机低压转子和高压转子及机匣用梁单元模拟,安装节用线性弹

簧模拟,转子和机匣的支承结构考虑为含集中质量、线弹性支承刚度、非线性滚动轴承刚度、以及黏性阻尼的集总参数模型。

图 2 为某型双转子航空发动机整机动力学模型简图,图中 RC1、RC2、RC3、RC5 均表示转子-机匣 (rotor-case) 的连接,等同于转子的支承 (support),即 S1、S2、S3、S5;CB1、CB2 均表示机匣-基础 (case-base) 的连接,即模拟安装节;RRC (rotor-rotor-coupling) 表示转子-转子间的联轴器;RRM (rotor-rotor-medium) 表示转子-转子间的中介支承,即等同于 4 # 支点 S4;CC1 和 CC2 表示机匣-机匣 (case-case) 间的连接。

表 1 为发动机转子和机匣的有限元节点数目;在各个转子与机匣间的支承连接参数信息如表 2 所示;机匣和基础支承连接参数信息如表 3 所示;低压转子联轴器参数信息如表 4 所示;转子-转子中介轴承连接支承参数信息如表 5 所示;机匣-机匣连接参数信息如表 6 所示;滚珠轴承的参数如表 7 所示;滚柱轴承参数如表 8 所示。

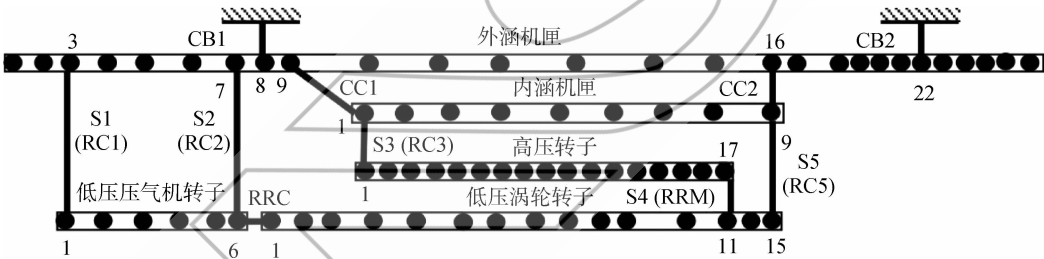


图 2 某型双转子航空发动机整机动力学模型简图
Fig. 2 Schematic diagram of dynamic model of a dual-rotor aero-engine

表 1 转子和机匣的有限元节点数目
Table 1 Finite element node numbers for rotor and casing

参数	低压压气机 转子	低压涡轮 转子	高压 转子	内涵机匣 (整个内涵道机匣)	外涵机匣 (整个外涵道机匣)
节点数	6	15	15	9	27

表 2 转子-机匣支承动力学参数
Table 2 Dynamic parameters of rotor-casing support

转子-机匣 支承连接 名称	外圈 质量/kg	轴承座 质量/kg	外圈与轴承座 之间的连接刚度/ 10^7 (N/m)	外圈与轴承座 之间的连接阻尼/ ($\text{N} \cdot \text{s/m}$)	轴承座与机匣 之间的连接刚度/ 10^9 (N/m)	轴承座与机匣 之间的连接阻尼/ ($\text{N} \cdot \text{s/m}$)
RC1	1	10.4102	3.5	2000.0	1.0	2000.0
RC2	1	8.4086	10	2000.0	1.0	2000.0
RC3	1	16.7173	5.0	2000.0	1.0	2000.0
RC5	1	20.0204	2.5	2000.0	1.0	2000.0

表 3 机匣和基础支承连接动力学参数

Table 3 Dynamic parameters of connection between casing and base support

机匣-基础支承 连接名称	x 径向线刚度/ 10^9 (N/m)	x 径向线阻尼/ (N · s/m)	y 径向线刚度/ 10^9 (N/m)	y 径向线阻尼/ (N · s/m)
CB1	1.0	2000.0	1.0	2000.0
CB2	1.0	2000.0	1.0	2000.0

表 4 低压转子联轴器动力学参数

Table 4 Dynamic parameters of low pressure rotor coupling

联轴器 名称	径向刚度/ 10^9 (N/m)	径向阻尼/ (N · s/m)	角向刚度/ 10^6 (N · m/rad)	角向阻尼/ (N · m · s/rad)
RRC	1.0	0	1.0	0

表 5 转子-转子中介轴承连接动力学参数

Table 5 Dynamic parameters of rotor-rotor intermediate bearing connection

中介轴承 支承名称	外圈 质量/kg	轴承座 质量/kg	外圈与轴承座 连接刚度/ 10^8 (N/m)	外圈与轴承座 连接阻尼/ (N · s/m)	轴承座与外转子 连接刚度/ 10^8 (N/m)	轴承座与外转子 连接阻尼/ (N · s/m)
RRM	1.0	1.0	2.5	500.0	2.5	500.0

表 6 机匣-机匣支承动力学参数

Table 6 Dynamic parameters of casing-casing supports

名称	径向刚度/ 10^8 (N/m)	径向阻尼/ (N · s/m)	角向刚度/ 10^8 (N · m/rad)	角向阻尼/ (N · m · s/rad)
CC1	1.0	5000	5.0	5000
CC2	1.0	5000	5.0	5000

表 7 深沟球轴承型号及参数

Table 7 Type and parameters of deep groove ball bearing

支点	内径/ mm	外径/ mm	滚动 体数	球直径/ mm	径向游隙/ mm	弹性模量/ 10^{11} Pa	泊松比	内圈沟曲率 半径系数	外圈沟曲率 半径系数	轴向力/N
1	140	200	22	19.05	0.01	2.1	0.3	0.52	0.52	10 000
3	133.35	201.725	20	22.225	0.01	2.1	0.3	0.52	0.52	20 000

表 8 圆柱滚子轴承型号及参数

Table 8 Type and parameters of cylindrical roller bearings

支点	内径/ mm	外径/ mm	滚动 体数	滚子有效 长度/mm	滚子直线 长度/mm	滚子直径/ mm	径向游隙/ mm	凸度量/ mm	切片数
2	130	180	30	12	7.77	12	0.01	0.02	10
4	118.94	164.064	28	16	7.77	12	0.01	0.02	10
5	130	180	30	12	7.77	12	0.01	0.02	10

2 基于整机模型的转子不平衡故障仿真

2.1 航空发动机整机不平衡故障仿真分析方法

尽管不平衡故障是一种线性故障,但是航空发动机整机模型中存在一些非线性因素,例如滚动轴承非线性刚度等。因此,航空发动机整机振动耦合动力学模型属于典型大型非线性动力学模型,如果考虑其他非线性故障,其非线性特征更加突出。目前求取大型动力系统非线性响应的唯一有效方法是数值积分法。本文采用 Newmark- β 法和翟方法(一种基于改进 Newmark- β 法的显示积分法)相结合的方法对微分方程组进行求解,其中利用 Newmark- β 法对容易形成矩阵的转子和机匣有限元模型进行求解,利用翟方法对不需要形成矩阵的支承连接部件进行求解。该方法的特

点是只需要组装单个转子或机匣部件的动力学矩阵,而不需要形成整个系统庞大的矩阵,求解效率很高。数值积分方法参见文献[10-15],在此不做赘述。

2.2 转子初始不平衡及不平衡故障部位

在整机模型中,仅仅考虑不同部位的高、低压转子转盘的不平衡量,不考虑其他故障。如表 9 所示,正常不平衡量为发动机转子的初始不平衡量。从压气机端到涡轮端定义高、低压转子 4 个不平衡部位分别为:第 1 级风扇盘(FAN1)、第 4 级高压压气机盘(HPC4)、高压涡轮盘(HPT)、及第 1、2 级低压涡轮盘(LPT1、LPT2)。将正常不平衡量的 2 倍、5 倍、10 倍考虑为不同程度的不平衡故障。转子各个部位不平衡量的仿真条件如表 9 所示,表中 P1~P4 表示 4 个初始不平衡部位(position)。

表 9 转子不平衡故障仿真计算条件
Table 9 Calculation conditions for rotor unbalanced faults

初始 不平衡 部位	不平衡 程度	第 1 级 风扇盘 (FAN1)	第 2、3 级 风扇盘 (FAN2、 FAN3)	第 4 级 高压 压气机盘 (HPC4)	第 9 级 高压 压气机盘 (HPC9)	第 9 级 高压压气机 后蓖齿盘 (HPC9-1)	高压涡轮盘 (HPT)	第 1、2 级 低压涡轮盘 (LPT1、 LPT2)
		不平衡量/ (g·cm)	不平衡量/ (g·cm)	不平衡量/ (g·cm)	不平衡量/ (g·cm)	不平衡量/ (g·cm)	不平衡量/ (g·cm)	不平衡量/ (g·cm)
正常	1 倍	100	100	127	127	120	120	500
P1 (LPC 不平衡)	2 倍	200	100	127	127	120	120	500
	5 倍	500	100	127	127	120	120	500
	10 倍	1 000	100	127	127	120	120	500
P2 (HPC4 不平衡)	2 倍	100	100	254	127	120	120	500
	5 倍	100	100	635	127	120	120	500
	10 倍	100	100	1 270	127	120	120	500
P3 (HPT 不平衡)	2 倍	100	100	127	127	120	240	500
	5 倍	100	100	127	127	120	600	500
	10 倍	100	100	127	127	120	1 200	500
P4 (LPT 不平衡)	2 倍	100	100	127	127	120	120	1 000
	5 倍	100	100	127	127	120	120	2 500
	10 倍	100	100	127	127	120	120	5 000

注:表中加粗数据表明不平衡量在这些部位增加 2 倍、5 倍和 10 倍。

2.3 计算转速

航空发动机在实际试车和使用过程中,通常具有不同的转速,选择发动机的 3 个典型转速进

行不平衡故障部位诊断对于实时诊断航空发动机不平衡故障部位具有实际意义。设航空发动机低压转子转速为 N_1 、高压转子转速为 N_2 ,本文分别选取 N_2 最高转速的 80%(慢车状态)、90%(暖机

状态)及 100%(中间状态)进行仿真计算,其高、低压转速分别为

- 1) 80% N_2 最高转速($N_1=5090\text{ r/min}$, $N_2=11751\text{ r/min}$);
- 2) 90% N_2 最高转速($N_1=6980\text{ r/min}$, $N_2=13209\text{ r/min}$);
- 3) 100% N_2 最高转速($N_1=8880\text{ r/min}$, $N_2=14675\text{ r/min}$).

在仿真计算过程中,为了考虑实际情况中的转速波动,以及增加深度卷积神经网络训练样本多样性,在每个转速下的仿真计算中,进行了 10%的转速波动。因此对于每一种工况下的转速,每个样本的转速均存在一定的差异。

3 基于深度卷积神经网络的航空发动机转子不平衡故障部位识别

3.1 基于深度学习的故障诊断优势

深度学习是近年来机器学习领域的一项重大进展^[16]。与传统机器学习方法相比,深度学习方法有两个突出优势,一是可以从原始数据中直接进行特征学习,并且学习的特征判别能力远超手工提取的特征;二是可以实现端到端的学习,即可以直接学习从原始数据到类别标签的映射。得益于深度学习的强大特征学习能力,近年来,语音识别、计算机视觉、计算机围棋、自然语言处理等人工智能应用的性能均取得了突飞猛进的进展,甚至超越了人类的性能,显示出深度学习的巨大威力^[17-19]。

本文利用深度卷积神经网络来进行航空发动机不平衡部位的诊断和识别研究,直接将机匣测点的时域信号进行频谱分析、规范化及数据融合处理,得到多测点融合的规范化频谱数据,直接将频谱数据输入到深度卷积神经网络学习,对于学习好的卷积神经网络模型,即可运用于航空发动机不平衡部位在线识别。与传统方法相比,大大节省了故障信号分析时间和特征提取的环节,并保证了数据信号的完整性。

3.2 航空发动机不平衡故障部位识别的深度学习模型

本文提出的基于深度卷积神经网络的转子不平衡故障部位识别方法,能够自适应提取故障特征,实现不平衡部位的智能化识别。具体流程如图 3 所示。

该深度卷积神经网络模型包括 1 个输入层、2 个卷积层、2 个池化层、1 个全连接层、以及 1 个输出层。输入层为 32×32 的二维矩阵,可以通过 1024 个规范化融合后的频谱数据变换得到;第一层卷积层的卷积核数量为 6,大小为 5×5 ;第二层卷积层的卷积核数量为 12,大小为 3×3 。池化层步长设置为 2,采用均值池化方法。输出层采用 Softmax 分类器,其余激活函数均为 ReLU 函数。输出层包含 5 个神经元,分别对应 5 个不平衡故障部位(包含正常)。每个神经元输出为归属为每一类的概率。学习率初始值设定为 0.3,根据训练的进程将不断调整,直至到达最小值 1.0×10^{-4} 。训练批量为 10,最大迭代次数为 100 次。

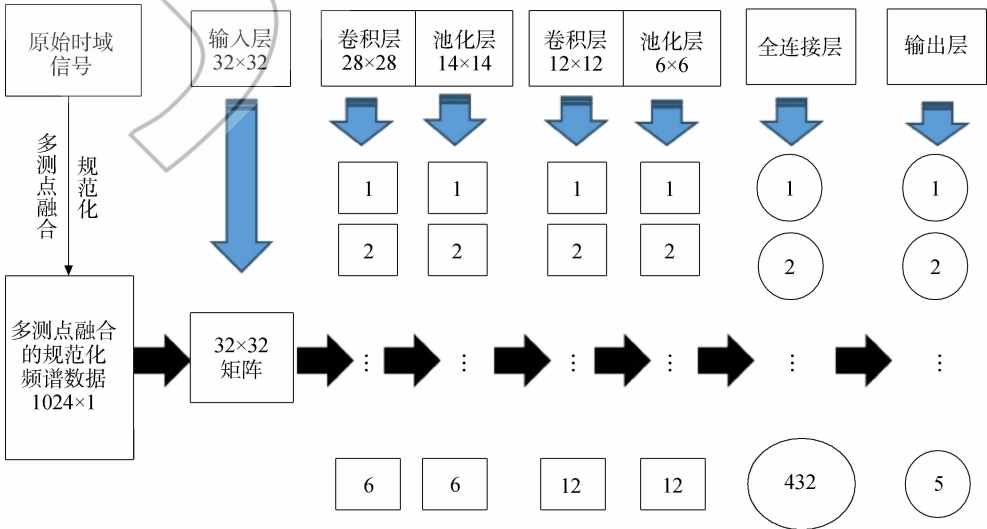


图 3 用于转子不平衡部位识别的深度卷积神经网络模型

Fig. 3 Deep convolution neural network model for rotor unbalanced location recognition

该算法的关键步骤为如下：

步骤 1 仿真分析得到机匣测点信号的原始时域振动加速度信号；

步骤 2 对多振通道动信号进行频谱分析，然后进行频谱数据的规范化处理和多测点融合，最终得到 1024 个频谱点，再将 1024 个频谱数据依次变成 32×32 的二维图像信号；

步骤 3 数据集分成训练样本和测试样本；

步骤 4 建立深度学习卷积神经网络模型 (deep learning convolution neural network, DC-NN) 模型；

步骤 5 利用训练样本对深度卷积神经网络进行学习，并利用测试样本对网络进行测试，最终对本文基于 DCNN 的转子不平衡故障部位诊断方法的有效性和准确性进行评估。

3.3 多通道振动信号的频谱数据融合与规范化处理

在进行深度卷积神经网络训练和测试之前，为了消除转速波动对信号频谱的影响，充分利用机匣多测点的诊断信息，需要对转子不平衡故障信号频谱进行规范化处理和数据融合，具体包括如下两个步骤：

1) 频谱数据规范化处理

以低压转子转速 N_1 对应的旋转频率 f_{N_1} 为基准，对不同转速下的故障信号，需要通过预处理使频谱中的频率间隔为相同的值，设为 $q \cdot f_{N_1}$ ， q 为正实数，为了有较高的频率分辨率，通常远小于 1，则频率间隔为 q 倍低压转子转速。

设输出的频谱点数为 r ，则根据频谱的对称性，需要 $2r$ 个点为时域信号点，由离散傅里叶变换可知，信号的分析时间应为

$$T = \frac{1}{q \cdot f_{N_1}} = 2r \cdot \Delta t \tag{1}$$

则

$$\Delta t = \frac{1}{2r \cdot q \cdot f_{N_1}} = \frac{1}{2r \cdot q} \cdot \frac{1}{f_{N_1}} \tag{2}$$

因此，需要对原始信号按采样时间间隔 Δt 进行重采样。然后对重采样后的 $2r$ 个数据点进行频谱分析，得到频率规范化的频谱。

2) 多通道频谱数据融合

为了充分利用每个通道的诊断信息，针对 m 个机匣测点的仿真信号分别进行频谱分析和频率规范化处理后，得到规范化频谱数据后，分别取出包含 N_1 和 N_2 频率分量的 n ($n < r$) 个频谱点进行融合，依次排列构成 $m \times n$ 个数据点的频谱数

据。并以该数据输入到深度卷积神经网络进行训练和学习。

综上所述，转子故障信号的预处理步骤如下：

步骤 1 设频率分辨率 $q \cdot f_{N_1}$ ，频谱点数为 r ，对原始信号按式 (2) 得到的时间间隔进行重采样，得到 $2r$ 个数据点；

步骤 2 对 $2r$ 个重采样得到的信号数据点进行快速傅里叶变换；

步骤 3 对频谱值进行规范化处理后，在频谱中取前 n ($n < r$) 个点作为故障信号的离散频谱特征值，则形成一个 n 维的特征向量，需要注意的是 n 个频谱值应该包含 N_1 和 N_2 分量；

步骤 4 对 m 个机匣测点的振动信号按相同的规范化频谱分析方法处理得到 n 个频谱值，对 m 个测点的频谱数据进行融合，依次重新排列成新的频谱数据，数据长度为 $m \times n$ 。

以风扇机匣测点的压气机转子不平衡故障信号为例进行了预处理方法说明，设 $r = 1024$ 。

1) 频率分辨率参数 q 的选择

由式 (1) 可知

$$q = \frac{1}{T \cdot f_{N_1}} \tag{3}$$

设重采样前的原始时域信号的总时间为 T_0 。显然重采样后的分析时间需要满足 $T \leq T_0$ 。所以有

$$q \geq \frac{1}{T_0 \cdot f_{N_1}} \tag{4}$$

以转速 $N_1 = 5\,090 \text{ r/min}$ ， $N_2 = 11\,751 \text{ r/min}$ 的信号预处理为例进行分析。由式 (4) 计算可得， $q \geq 0.18$ 。图 4(a) 为预处理前的原始信号波形，其总时间为 $T_0 = 0.64 \text{ s}$ 。图 4(b) 为 $q = 0.01$ 的预处理后的时域波形，其总时间为 $T = 1.2 \text{ s}$ 。可以看出，当时间大于 T_0 后其值为 0。图 4(c) 为 $q = 0.05$ 的预处理后的时域波形，其总时间为 $T = 0.24 \text{ s}$ ，没有出现取值为 0 的情形。图中纵坐标 a 表示加速度， g 表示重力加速度。

由此可见，可以取 $q \geq 0.18$ 的任意值，但是兼顾 1024 个频率点所表示的频率范围，故本文取 $q = 0.05$ ，即重采样后的频率最大值为 51.2 倍低压转子旋转频率，满足了本文研究需要。

2) 频谱规范化处理分析

图 5 为转速 $N_1 = 5\,090 \text{ r/min}$ ， $N_2 = 11\,751 \text{ r/min}$ 时的原始信号和频谱规范化处理后的频谱图，其中横坐标为频谱点序号 (即频谱上频率点的顺序号)；图 6 和图 7 分别对应转速 $N_1 = 6\,098$

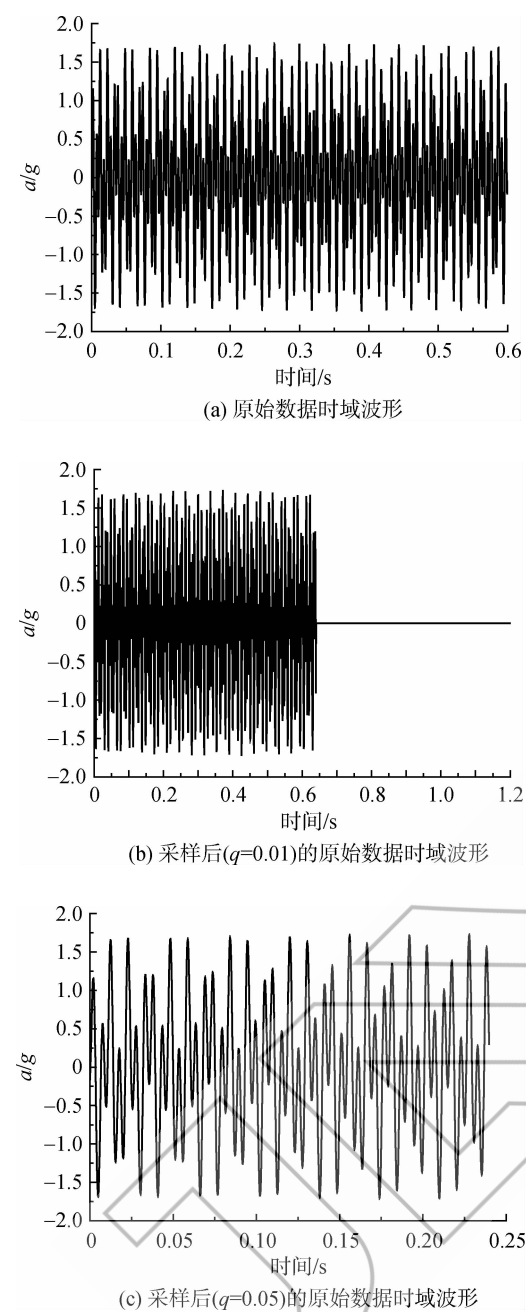
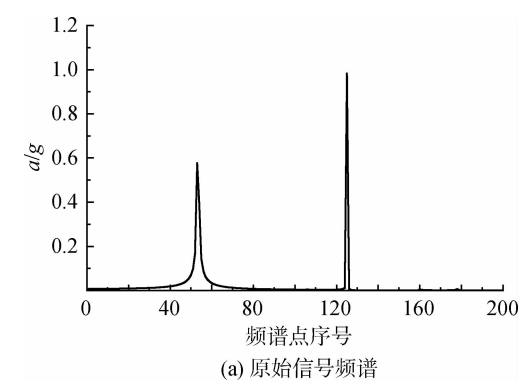
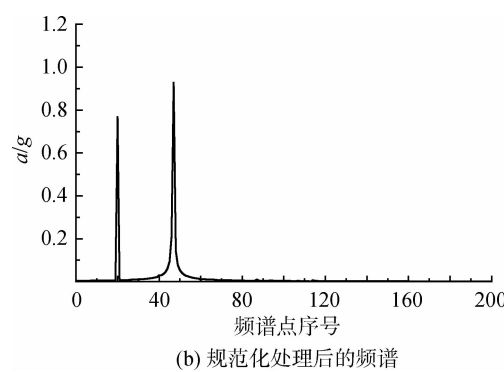


图 4 参数 q 对预处理效果的影响

Fig. 4 Effect of parameter q on the effect of pretreatment



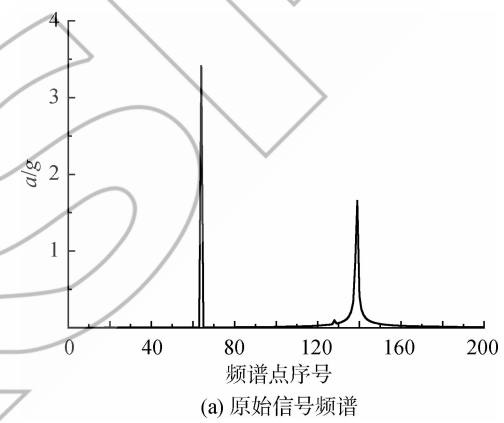
(a) 原始信号频谱



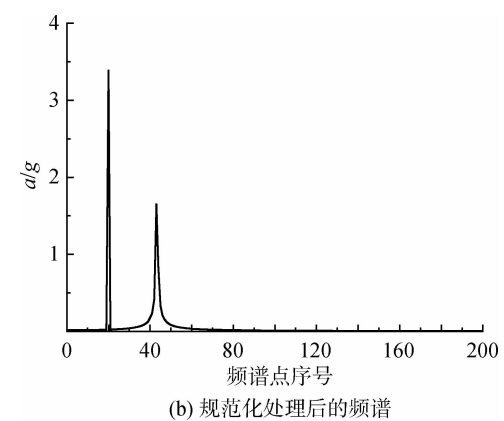
(b) 规范化处理后的频谱

图 5 原始信号与规范化处理后的频谱图
(转速 $N_1=5090$ r/min, $N_2=11751$ r/min)

Fig. 5 Spectrum of original signal and normalized treatment (rotating speed $N_1=5090$ r/min, $N_2=11751$ r/min)



(a) 原始信号频谱



(b) 规范化处理后的频谱

图 6 原始信号与规范化处理后的频谱图
(转速 $N_1=6098$ r/min, $N_2=13209$ r/min)

Fig. 6 Spectrum of original signal and normalized treatment (rotating speed $N_1=6098$ r/min, $N_2=13209$ r/min)

r/min, $N_2=13209$ r/min 和转速 $N_1=8880$ r/min, $N_2=14675$ r/min 的情形。从图中可以看出,规范化处理后的频谱,由于其频谱间隔为 $0.05f_{N_1}$,所以低压转子转速频率始终固定在第 20 根谱线处,

难发现对多个机匣测点频谱的融合后,形成新的
规范化频谱数据能够更全面地表征多个不平衡故

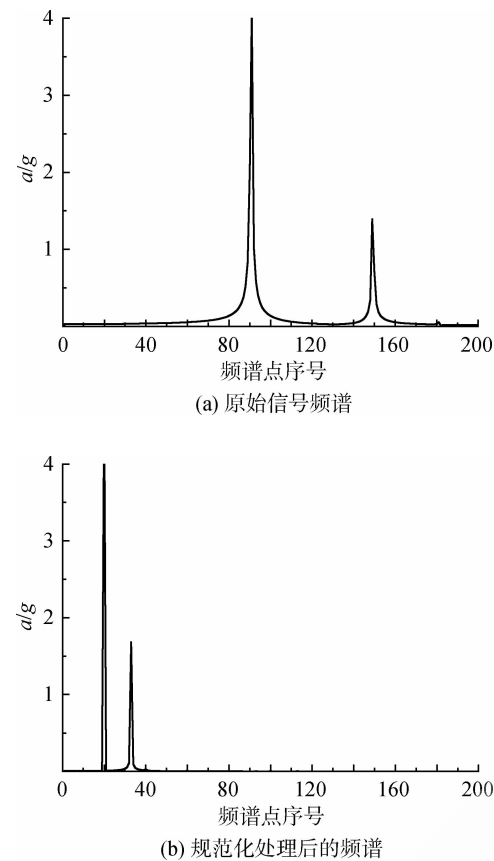


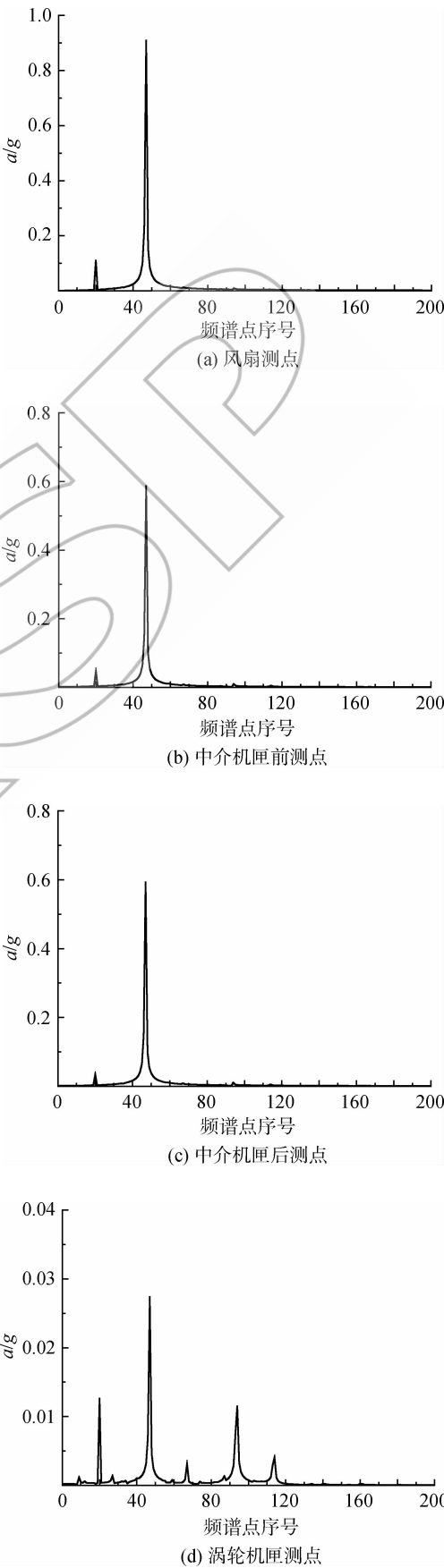
图 7 原始信号与规范化处理后的频谱图
(转速 $N_1=8880\text{ r/min}$, $N_2=14675\text{ r/min}$)

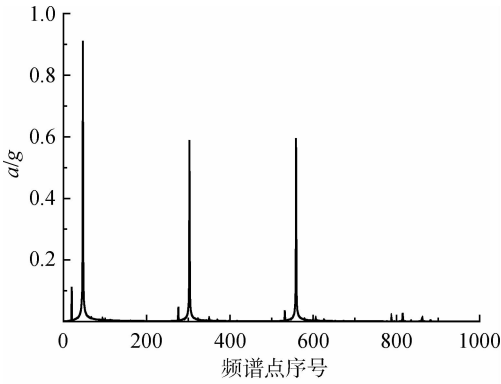
Fig. 7 Spectrum of original signal and normalized
treatment (rotating speed $N_1=8880\text{ r/min}$,
 $N_2=14675\text{ r/min}$)

而没有归一化处理的频谱中谱线间隔为固定值,所以随着转速的变化,低压转子转频处的谱线位置将随着转速变化而变化,不利于故障分析。将影响后续将频谱数据输入到深度卷积神经网络进行学习训练时训练效果,因此,频谱预处理对于得到规范化的训练样本具有重要意义。

3) 多测点规范化频谱数据融合分析

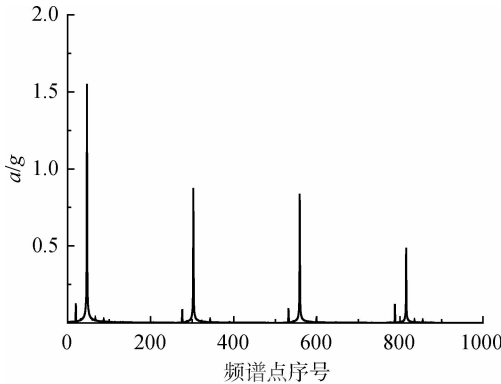
以转速 $N_1=5090\text{ r/min}$, $N_2=11751\text{ r/min}$ 为例进行比较分析,在各个测点信号频谱规范化处理中,频率间隔参数 $q=0.05$,即频谱间隔为低压转子转速频率的 q 倍,频谱数据 $N=1024$ 。在对 4 个机匣测点进行频谱数据融合中,选取每个测点的前 256 个规范化频谱点,并依次排列为新的 1024 个频谱点,构成融合后的新的规范化频谱数据。图 8 为正常不平衡状态下多测点规范化频谱数据融合结果,图 9 分别为低压压气机(LPC)、高压压气机(HPC)、高压涡轮(HPT)及低压涡轮(LPT)部位产生 10 倍不平衡故障时,4 个机匣测点信号规范化频谱数据融合的结果。从结果中不





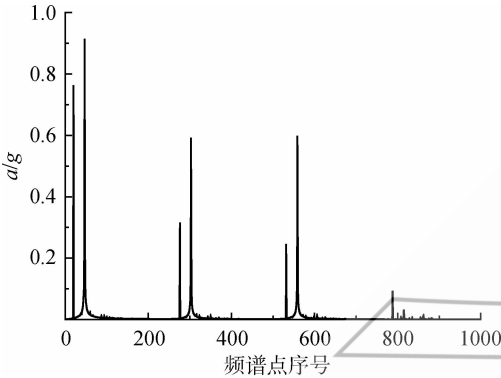
(e) 多机匣测点融合后的规范化频谱数据

图 8 正常状态下的机匣多测点信号规范化频谱融合
Fig. 8 Normalized spectrum fusion analysis of multi-test points signal in normal state

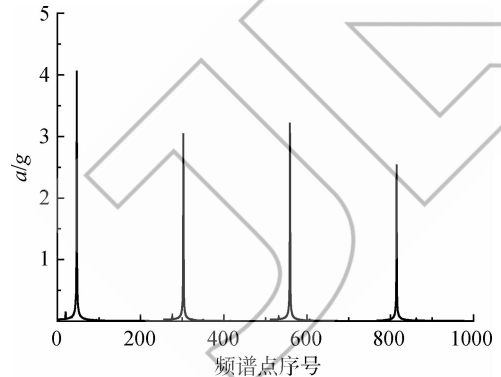


(d) 低压涡轮LPT部位的不平衡

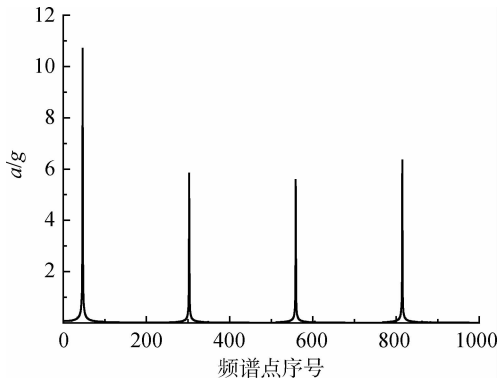
图 9 不同部位不平衡故障下的机匣多测点信号规范化
频谱融合结果
Fig. 9 Normalized spectrum fusion results of multi-test point signal of case under unbalanced fault of different positions



(a) 低压压气机LPC部位的不平衡



(b) 高压压气机HPC部位的不平衡



(c) 高压涡轮HPT部位的不平衡

障部位的差别。因此,多测点信号频谱的融合方法对于本文研究的不平衡故障的部位诊断具有重要意义。

3.4 基于深度卷积神经网络的转子不平衡部位识别结果分析

3.4.1 机匣测点的诊断结果比较分析

针对不平衡量为 10 倍正常状态、转速 $N_1 = 5090\text{r/min}$, $N_2 = 11751\text{r/min}$ 下的的不平衡故障仿真样本,进行不平衡故障部位诊断结果研究。在风扇机匣、中介机匣前、中介机匣后、以及涡轮机匣 4 个测点中,每个机匣测点的仿真样本的数目是相同的,均包含正常、LPC 不平衡、HPC 不平衡、HPT 不平衡及 LPT 不平衡等 5 类不平衡故障,每类仿真样本数为 61 个,合计 305 个。其中训练样本为随机选择 80%,测试样本为随机选择 20%。用训练结果的训练均方误差表示深度卷积神经网络对训练样本逼近程度,用测试精度表示模型对测试样本的识别率。

在各个测点信号频谱规范化处理中,频率间隔参数 $q = 0.05$,即频谱间隔为低压转子转速频率的 q 倍,频谱数据 $N = 1024$ 。分别利用 4 个测点的规范化频谱数据对深度神经网络进行学习和训练,其结果如表 10 和图 10 所示。在对 4 个机匣测点进行频谱数据融合中,选取每个测点的前 256 个规范化频谱点,并依次排列为 1024 个频谱点,构成融合后的新的规范化频谱数据。利用多测点融合后的规范化频谱数据对深度卷积神经网络进行学习和训练,得到的结果如表 10 和图 10 所示。

表 10 不同测点的训练和测试结果列表

Table 10 Training and test results list at different test points

测点	训练误差	测试精度
风扇机匣测点	0.1892	0.923
中介机匣前测点	0.3433	0.346
中介机匣后测点	0.3455	0.346
涡轮机匣测点	0.2556	0.556
4个测点融合	0.1414	0.9615

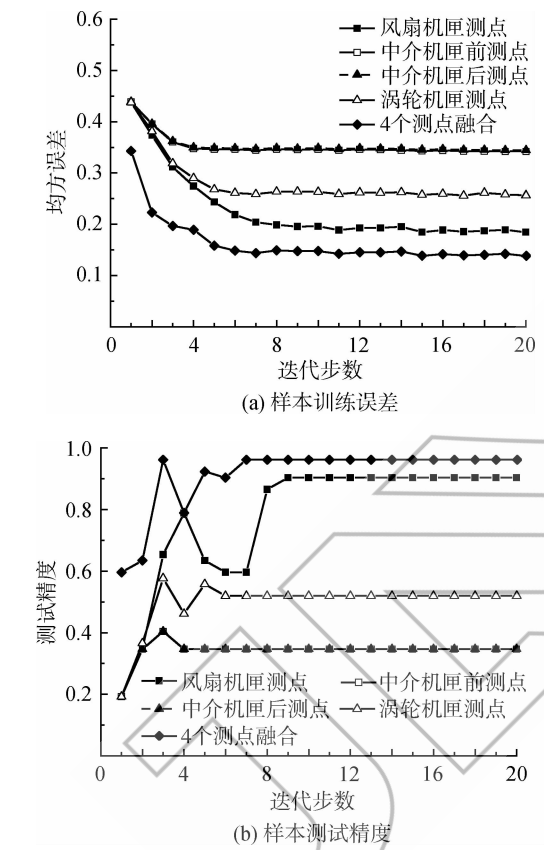


图 10 不同机匣测点的测试和训练结果
(转速 $N_1=5\,090\text{ r/min}$, $N_2=11\,751\text{ r/min}$)

Fig. 10 Test and training results of different test points of casing (rotating speed $N_1=5\,090\text{ r/min}$, $N_2=11\,751\text{ r/min}$)

从学习和训练的结果可以看出,在基于单测点规范化频谱数据的识别中,风扇机匣测点的识别率最高,其他几个测点均很低,不能对转子不平衡故障部位进行有效识别,但是,多测点融合的规范化频谱数据表现出了很高的识别率,达到了96%以上。

3.4.2 不同转速下的不平衡部位诊断结果分析

针对 10 倍不平衡量、以多机匣测点的规范化

融合频谱数据进行不同转速下的转子不平衡的不同部位诊断,表 11 和图 11 为不同转速下的训练和测试结果,从表 11 可以看出,该方法适用于不同转速下的不平衡部位诊断,在所有转速下均表现出了很高的识别率。

表 11 不同转速下的训练和测试结果列表

Table 11 Training and test results list at different speeds

$N_1/(r/min)$	$N_2/(r/min)$	训练误差	测试精度
5 090	11 751	0.14	0.9615
6 980	13 209	0	1.0
8 880	14 675	0	1.0

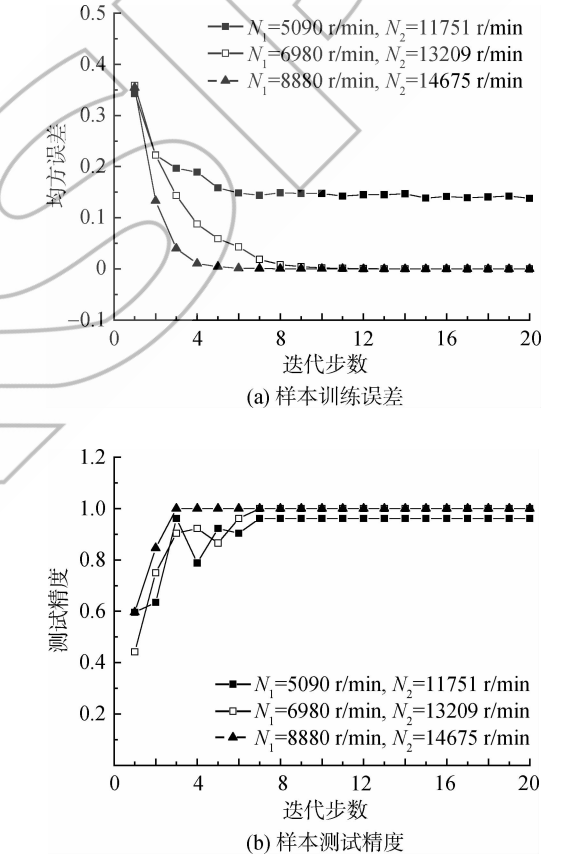


图 11 不同转速下的测试和训练结果

Fig. 11 Test and training results at different rotating speeds

3.4.3 不同不平衡故障程度下的不平衡部位诊断分析

1) 不同不平衡程度的不平衡故障部位识别

在航空发动机实际运行中所产生的不平衡故障,其不平衡程度是不一样的,为了使所建立的深度学习模型能够识别出不同程度下的不平衡故障部位,本文用表 9 中转速 $N_1=5\,090\text{ r/min}$, $N_2=$

11751 r/min 的 2 倍、5 倍及 10 倍不平衡故障下的仿真数据进行测试。表 12 和图 12 为 3 种不同程度下的仿真样本对深度卷积神经网络的训练和测试结果,卷积神经网络的输入为机匣多测点信号的规范化频谱融合特征。从表 12 和图 12 可以看出,2 倍、5 倍、10 倍不平衡故障下的部位识别均有较高的精度,其中 2 倍的效果较差,仅仅达到 82%,其原因在于不平衡程度过低,与正常情况的区分度较小,从而导致识别困难。

表 12 不同不平衡程度的训练和测试结果列表
Table 12 Training and test results list at different levels of imbalance

不平衡程度	训练误差	测试精度
2 倍	0.114 3	0.826 9
5 倍	0	1.0
10 倍	0.141 4	0.961 5

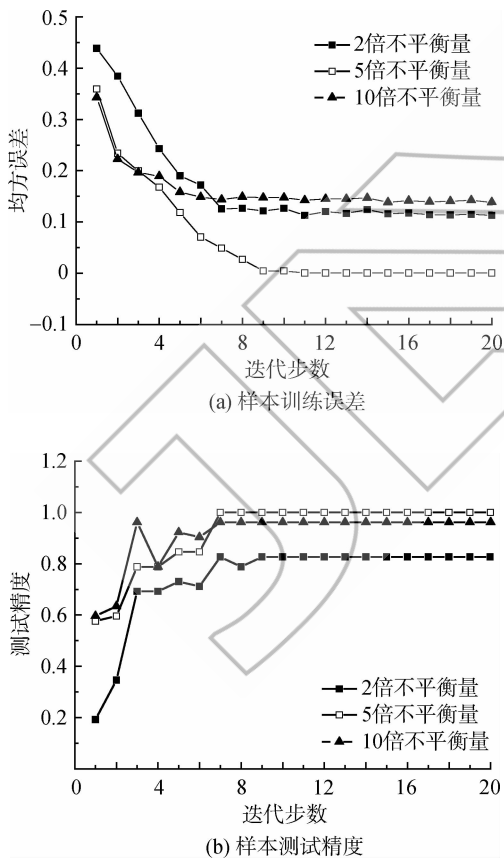


图 12 不同不平衡程度下的测试和训练结果
Fig. 12 Test and training results at different levels of imbalance

2) 多种程度不平衡故障下的部位识别

为了进一步提高对不平衡故障部位识别的准确率,本文将多种不同程度的不平衡故障仿真数

据混合到一起参与训练,这样必将大大提高不平衡故障识别的准确性和可靠性。本文用表 9 中转速 $N_1=5\,090\text{ r/min}$, $N_2=11\,751\text{ r/min}$ 的 2 倍、5 倍及 10 倍不平衡故障下的仿真数据进行试验,为了验证方法的有效性,拟定采用 3 种试验测试方案:①利用 2 倍、5 倍训练,用 10 倍不平衡量下的数据来诊断不平衡故障的部位;②利用 2 倍、10 倍不平衡量数据训练,用 5 倍不平衡量下的数据来诊断不平衡部位;③利用 5 倍、10 倍训练,用 2 倍不平衡故障数据来诊断不平衡部位。表 13 为多种程度不平衡故障样本的训练和测试结果,图 13 为多种不平衡程度的仿真样本测试和训练结果。

从表 13 可以看出,当多种程度的不平衡故障样本参与训练时,其训练和测试精度均达到了最高,即训练误差为 0,测试精度为 100%。当模型训练好后对位置样本的预测能力也表现出了非常优越的性能,其中,利用 2 倍和 10 倍不平衡故障同时参与训练得到的模型对 5 倍不平衡样本进行预测,其准确率达到 100%,因为未知的不平衡故障样本,其不平衡程度在 2 倍和 10 倍之间。这个结论也表明,如果参与学习和训练的样本的不平衡程度只要覆盖了实际发动机的不平衡程度,训练所得到的深度卷积神经网络模型对未知不平衡故障的部位识别将非常准确。

另外,从表 13 可以看出,当未知样本的不平衡程度不被包括在训练样本中,其识别精度将大大降低,尤其是对识别不平衡程度比训练样本要小的时候,误差很大,模型将不能用,如表 13 所示,用 5 倍和 10 倍不平衡故障样本训练,用 2 倍不平衡样本去测试,其诊断精度仅仅达到 45.9%;如果识别不平衡程度比训练样本的大,其识别精度仍然比较高。如表 13 所示,用 2 倍和 5 倍不平衡故障样本训练,用 10 倍不平衡样本去测试,其诊断精度仍能达到 81.9%。

3.4.4 其他不平衡部位诊断分析

如表 9 所示,本文选择 LPC(第 1 级风扇盘 LPC1)、HPC(第 4 级高压压气机盘 HPC4)、HPT、LPT(第 1、2 级低压涡轮盘 HPT1、HPT2)作为不平衡故障部位进行研究,基本上覆盖了发动机高、低压转子沿轴向的所有重要的不平衡部位。其中,高压转子上的第 9 级高压压气机盘处的不平衡部位也很重要,但是由于高压转子在航空发动机的转速范围内主要表现为刚体振型,因此,HPC9 处的不平衡故障激励下的响应与第 4 级高压压气机盘相似,两者难于分辨。

表 13 多种程度不平衡故障样本的训练和测试结果列表

Table 13 Training and test results list of multi-levels unbalanced fault samples

不平衡程度	训练误差	测试精度	预测样本不平衡程度	预测样本个数	错误数目	预测样本诊断精度
2 倍+5 倍	0	1.0	10 倍	305	55	0.819
5 倍+10 倍	0	1.0	2 倍	305	165	0.459
2 倍+10 倍	0	1.0	5 倍	305	0	1.0

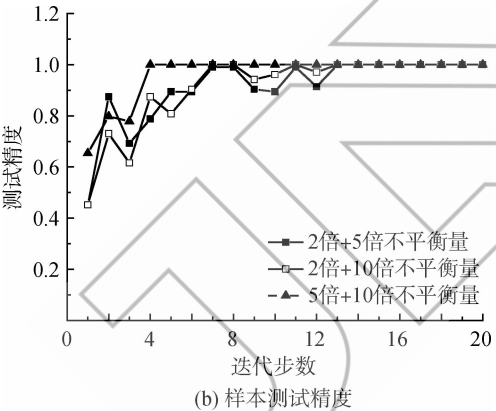
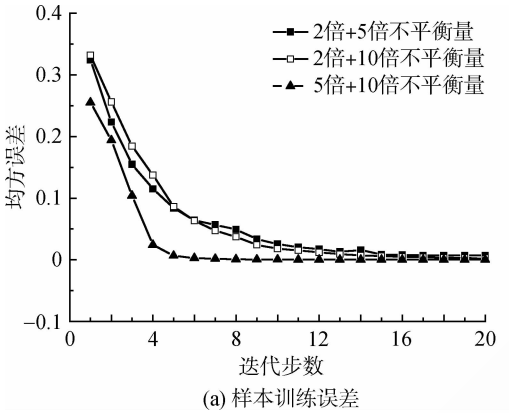


图 13 多种不平衡程度的仿真样本测试和训练结果

Fig. 13 Test and training results of simulation samples with multi-levels imbalances

本文在 80% 转速和 10 倍不平衡量下,利用基于多测点特征融合后进行了深度学习得到的卷积神经网络模型,对 HPC9 处的不平衡部位进行识别的结果。所有 61 个 HPC9 处的不平衡故障均被识别为 HPC。表 14 列出的 5 个样本的识别概率,可以看出,所有样本均被识别为 HPC 的概率均达到或接近 95%,即高压压气机上的转子不平衡部位无法再详细辨识,这主要与其刚体振动模态相关。

表 14 HPC9 处不平衡的部位识别结果

Table 14 Identification results of unbalanced fault location at HPC9

序号	不平衡部位识别概率/%			
	LPC	HPC	HPT	LPT
1	0.47	95.00	0.04	4.12
2	0.54	94.86	0.05	4.20
3	0.56	94.90	0.05	4.15
4	0.51	94.62	0.04	4.42
5	0.53	94.62	0.04	4.41

4 结 论

本文基于某型典型涡扇双转子航空发动机整机耦合动力学模型,通过数值仿真得到大量不同部位的不平衡故障样本,并基于机匣测点信号进行了转子不平衡故障部位诊断研究,通过研究得出如下结论:

1) 利用深度卷积神经网络的特征学习能力,提出适用于转子不平衡故障部位诊断的深度卷积神经网络模型,直接输入故障信号的规范化频谱即可实现故障部位诊断。

2) 提出了适用于卷积神经网络和不平衡故障部位识别的故障信号频谱的多测点规范化频谱融合方法,使得输入到神经网络的频谱间隔为低压转速频率的固定倍数,同时,融合各个机匣测点的频谱数据,得到新的规范化频谱数据,更佳凸显不同部位的不平衡在不同测点上对 N_1 和 N_2 的转频分量的影响程度,大大提高了识别精度。

3) 基于整机故障仿真数据的诊断试验充分表明,①多测点融合的诊断结果较单测点更加准确和有效;②该方法在航空发动机不同转速下均表现出了优良的诊断效果;③该方法适用于不同不平衡程度的不平衡部位诊断,如果将多种程度的不平衡故障样本加入训练样本一起参与训练和

学习,将大大提高不平衡故障部位的识别精度和可靠性。

4) 本文对于进一步建立基于实际航空发动机试验数据的不平衡部位诊断具有重要的借鉴意义,在实际基于试验数据诊断的方案中,需要得到不同转速下和不同不平衡程度的航空发动机不同部位的转子不平衡故障样本,然而,这一点在实际航空发动机试验过程中也不难实现。

参考文献:

[1] 朱梓根. 航空涡喷、涡扇发动机结构设计准则(研究报告):第 6 册 转子系统[R]. 北京:中国航空工业总公司发动机系统工程局,1997.

[2] 付才高. 航空发动机设计手册:第 19 册 转子动力学与整机振动[M]. 北京:航空工业出版社,1996.

[3] 李亚伟,荆建平,张永强,等. 基于参数识别的航空发动机转子故障诊断与定位方法[J]. 噪声与振动控制,2018,38(4):174-179.

LI Yawei, JING Jianping, ZHANG Yongqiang, et al. Fault diagnosis and localization method for aero-engine rotors based on parameter identification[J]. Noise and Vibration Control, 2018, 38(4): 174-179. (in Chinese)

[4] 李亚伟. 基于参数识别的航空发动机转子典型故障诊断与定位方法研究[D]. 上海:上海交通大学,2018.

LI Yawei. Research on typical fault diagnosis and location method of aero-engine rotor based on parameter identification[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2018. (in Chinese)

[5] 韩磊. 航空发动机振动状态特征提取与模式识别方法研究[D]. 北京:北京航空航天大学,2013.

HAN Lei. Studies on feature extraction and mode recognition of vibration in aero-engine[D]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2013.

[6] YUAN Mei, WU Yuting, LIN Li. Fault diagnosis and remaining useful life estimation of aero engine using LSTM neural network [R]. Beijing: IEEE/CSAA International Conference on Aircraft Utility Systems, 2016.

[7] YANG Xinyi, PANG Shan, SHEN Wei, et al. Aero engine fault diagnosis using an optimized extreme learning machine [J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2016, 2016(1): 1-10.

[8] CHE Changchang, WANG Huawei, NI Xiaomei, et al. Fault fusion diagnosis of aero-engine based on deep learning[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and

Astronautics, 2018, 44(3): 621-628.

[9] JANSSENS O, SLAVKOVIKJ V, VERVISCH B, et al. Convolutional neural network based fault detection for rotating machinery [J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 377(5): 331-345.

[10] 陈果. 双转子航空发动机整机振动建模与分析[J]. 振动工程学报, 2011, 24(6): 619-632.

CHEN Guo. Vibration modeling and analysis for dual-rotor aero-engine[J]. Journal of Vibration Engineering, 2011, 24(6): 619-632. (in Chinese)

[11] 陈果. 航空发动机整机振动耦合动力学新模型及其验证[J]. 航空动力学报, 2012, 27(2): 241-254.

CHEN Guo. A coupling dynamic model for whole aero-engine vibration and its verification[J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(2): 241-254. (in Chinese)

[12] CHEN Guo. Vibration modeling and verification for whole aero-engine[J]. Journal of Sound and Vibration, 2015, 349(3): 163-176.

[13] CHEN Guo. Simulation of casing vibration resulting from blade-casing rubbing and its verifications[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 361(9): 190-209.

[14] 陈果. 含复杂滚动轴承建模的航空发动机整机振动耦合动力学模型[J]. 航空动力学报, 2017, 32(9): 2193-2204.

CHEN Guo. Whole aero-engine vibration coupling dynamics model including modeling of complex ball and roller bearings[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(9): 2193-2204. (in Chinese)

[15] CHEN Guo, QU Meijiao. Modeling and analysis of fit clearance between outer ring and bearing housing of rolling bearings[J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 438(11): 419-440.

[16] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.

[17] HINTON G, DENG L, YU D, et al. Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: the shared views of four research groups[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2012, 29(6): 82-97.

[18] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Delving deep into rectifiers: surpassing human-level performance on imagenet classification[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago Chile, USA: IEEE, 2015: 1026-1034.

[19] SILVER D, HUANG A, MADDISON C J, et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search [J]. Nature, 2016, 529(7587): 484-489.

(编辑:李岩梅、王碧琚)