

基于注意力机制的燃气轮机故障诊断方法研究

姚钦博,陈金伟,张会生,翁史烈

(上海交通大学 动力机械及工程教育部重点实验室,上海 200240)

摘要:针对目前燃气轮机基于数据驱动的故障诊断技术诊断精度有待提升的问题,建立某型号燃气轮机的热力学模型并植入故障特征构造训练样本,在此基础上训练一种基于注意力机制的卷积神经网络与长短期记忆网络结合的神经网络模型。卷积层和注意力机制模块提取燃气轮机多维度的故障特征,长短期网络层进行时序动态故障参数处理。研究表明:相比于典型卷积神经网络,这种神经网络模型不仅能够识别多种故障的动态特征,对于各类故障的诊断能力均可达到93%以上,且加入注意力机制模块后对于不同的故障类型诊断准确率最高提升约3%。

关键词:燃气轮机;建模仿真;故障诊断;神经网络;注意力机制

中图分类号:TK478 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2021.09.029

[引用本文格式]姚钦博,陈金伟,张会生,等.基于注意力机制的燃气轮机故障诊断方法研究[J].热能动力工程,2021,36(9):221-227. YAO Qin-bo, CHEN Jin-wei, ZHANG Hui-sheng, et al. Study on fault diagnosis method of gas turbine based on attention mechanism[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2021, 36(9): 221-227.

Study on Fault Diagnosis Method of Gas Turbine based on Attention Mechanism

YAO Qin-bo, CHEN Jin-wei, ZHANG Hui-sheng, WENG Shi-lie

(Gas Turbine Research Institute, Shanghai Jiaotong University, Shanghai, China, Post Code: 200240)

Abstract: Aiming at the problem that the diagnostic accuracy of current gas turbine fault diagnosis technology based on data drive need to be improved, establishes the thermodynamic model of a certain type of gas turbine and implants the fault features construction training sample. On this basis, a neural network model including convolutional neural network and long and short term memory network based on attention mechanism is trained. The convolution layer and attention mechanism multi-dimensional fault features of gas turbine, and then the long and short term network layer processer the time-series dynamic fault parameters. The results show that compared with convolution neural networks, this attention-mechanism-based neural network model, which can recognize the dynamic characteristics of faults, can achieve more than 93% accuracy for all kinds of faults. After adding the attention mechanism module, the accuracy of different fault types can be improved by up to about 3%, which provides a new idea for fault diagnosis of gas turbine.

Key words: gas turbine, model simulation, fault diagnosis, neural network, attention mechanism

收稿日期:2020-11-02;修订日期:2020-12-21

基金项目:国家自然科学基金(51906138, 51876116);基础科研重点项目(JCKY2019204B009);专项基础研究(2017-I-0011-0012, 2017-I-0002-0002)

Fund-supported Project: Natural Science Foundation of China(51906138, 51876116); National Fundamental Research Project(JCKY2019204B009); National Science and Technology Major Project(2017-I-0011-0012, 2017-I-0002-0002)

作者简介:姚钦博(1996-),男,山西河津人,上海交通大学硕士研究生。

通讯作者:张会生(1971-),男,山西运城人,上海交通大学教授。

引 言

燃气轮机的故障诊断可以分为基于热力模型的气路故障诊断和基于数据驱动的故障诊断。由于实际工作环境中参数之间的对应关系要比物理模型中的理论公式复杂得多,基于热力模型的方法不能很好地涵盖所有参数,所以近年来基于数据驱动的故障诊断方法受到越来越多的关注。夏迪等人建立燃气轮机仿真模型,利用部件特性相对变化量来判断部件故障发展情况^[1]。张鹏等人建立了一种新型燃气轮机热参数故障诊断模型,可以对引起性能变化的原因进行识别^[2]。崔建国等人采用核主元分析方法提取燃气轮机部件特性的核主元,并由此创建深度学习故障诊断模型,该方法能有效提高诊断准确率^[3]。石宪等人融合遗传算法与深度信念网络建立燃气轮机故障诊断神经网络模型(GA-DBN)并验证了其有效性^[4]。邱正等人使用人工蜂群算法优化支持向量机模型,诊断涡轮叶片故障,取得很好的诊断效果^[5]。熊毅等人使用随机森林算法对燃气轮机进行故障检测诊断,提升了故障检测的精度^[6]。Fast 等人改进了神经网络模型,用于在线和离线情况下燃气轮机气路故障的估计,该模型能有效地评估超出训练范围的故障^[7]。Vanini 等人提出了一种自动关联神经网络并设计了一种新的诊断框架^[8]。Tayarani 等人利用多种信息,提出了一种基于神经网络的发动机故障检测与隔离方案^[9]。

目前大多数数据驱动的诊断方法只对燃机的稳定状态点进行诊断,由于抛弃了数据的时间维度信息和动态特征,难以实际应用,诊断精度也有待提升。本文基于注意力机制的燃气轮机神经网络故障诊断方法,诊断故障信号的动态变化特征,并通过注意力机制提高诊断精度。首先,对某型号双轴燃气轮机整机进行核心部件分析和热力循环分析,模块化建模形成数学仿真模型,调研典型燃气轮机气路故障模式和传感器故障的判据,结合数学仿真模型对典型故障进行仿真模拟得到其故障仿真数据,为后续故障诊断提供训练样本集。其次,构造基于注意力机制的卷积神经网络与长短期记忆网络结合的神经网络模型并使用仿真数据进行训练,同时与典

型卷积神经网络以及不同注意力机制模块的神经网络进行比较,研究其性能。

1 燃气轮机模型

燃气轮机核心部件通常包括压气机、燃烧室以及涡轮等。压气机是燃气轮机的核心部件之一,其性能对机组具有重要影响。气体从进口流入压气机,经进口导叶改向并提高压力。当压气机叶片出现磨损或者结构损坏,相同工况下效率降级,也会导致燃气轮机工作性能的下降。

涡轮和压气机相似,是与气流进行能量交换的叶轮机械。在燃气轮机工作时,当压气机和涡轮平衡运转时,涡轮轴上的机械功除了一部分用于克服轴承摩擦及带动附件外,全部被压气机所利用。燃烧室的作用是通过燃烧化学反应,将燃料化学能转变成热能并推动涡轮做功。建模过程采用简单燃烧过程,使用压力损失系数和燃烧效率参数反映燃烧室性能。燃烧室效率会影响燃料量以及进气流量。燃烧室压损则影响到燃烧室出口压力及涡轮的工作状态。

以某型号双轴燃气轮机为原型,建立其仿真模型,由压缩机、燃烧室、高压涡轮、动力涡轮以及进气道、抽气冷却、VSV 和容积模块等部分组成。通过控制边界条件,可以计算出发动机的效率和工作状态参数,确定燃气轮机的运行工况。燃气轮机结构如图 1 所示。

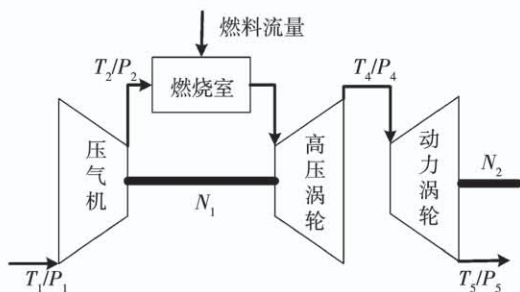


图 1 燃气轮机结构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of gas turbine structure

高压涡轮是燃气发生器的部件,而动力涡轮是位于燃气发生器后的一个传动涡轮。从燃气发生器出来的燃气流入涡轮继续膨胀做功。可以通过监测表 1 中的 11 个参数确定燃气轮机的工作状态。

表 1 燃气轮机模型监测参数表

Tab. 1 Monitoring parameterstable of gas turbine model

物理量名称	符号	单位
压气机进口截面温度	T_1	K
压气机进口截面压力	P_1	kPa
压气机出口截面温度	T_2	K
压气机出口截面压力	P_2	kPa
燃气发生器排气温度	T_4	K
燃气发生器排气压力	P_4	kPa
动力涡轮排气温度	T_5	K
动力涡轮排气压力	P_5	kPa
燃料流量	f	kg/s
燃气发生器转轴转速	N_1	r/min
动力涡轮转轴转速	N_2	r/min

2 故障数据集

使用建立的燃气轮机模型,仿真生成运行数据,并通过控制燃气轮机模型的边界条件改变仿真运行工况。除正常数据外,还需要加入一些故障特征建立故障模型生成数据,用于训练网络模型,因此考虑了气路故障与传感器故障两大类多种故障模型。

通过调研^[10-11]整理出燃气轮机核心部件压气机与涡轮的 4 种典型气路故障的判据,如表 2 所示。

表 2 燃气轮机部件故障判据

Tab. 2 Fault criteria for gas turbine components

故障类型	判据
压气机积垢	压气机折合流量下降 7%,效率下降 2%
压气机叶片外来物损伤	压气机效率下降 5%
涡轮叶片磨损	涡轮折合流量增加 6%,效率下降 2%
涡轮叶片机械损伤	涡轮效率下降 2%

根据燃气轮机部件的典型气路故障判据,对部件特性图进行缩放得到新的特性图,继而得到故障模型。输入同正常数据相同的边界条件,即可计算得到 $\bar{G}$ 故障数据。

$$\bar{G}_{c, re} = \bar{G}_c \times (1 - D_{gc}) \tag{1}$$

$$\eta_{c, re} = \eta_c \times (1 - D_{ec}) \tag{2}$$

$$\bar{G}_{t, re} = \bar{G}_t \times (1 - D_{gt}) \tag{3}$$

$$\eta_{t, re} = \eta_t \times (1 - D_{et}) \tag{4}$$

式中: D_{gc} 、 D_{ec} 、 D_{gt} 和 D_{et} —压气机流量降级参数、压气机效率降级参数、高压涡轮流量降级以及高压涡轮效率降级;下标 c,t 分别代表部件压气机和涡轮;下标 re 表示故障植入后的部件新特性。

4 种典型气路故障根据其表现形式植入方式有所不同。压气机积垢和涡轮的叶片磨损故障会在燃机运行中长期且缓变发生,而压气机叶片外来物损伤和涡轮叶片机械损伤则会在短时间内发生。因此在植入故障时,后两者将会有短时间的信号动态变化。例如压气机外来物损伤故障发生后各测点相对动态变化趋势如图 2 所示。

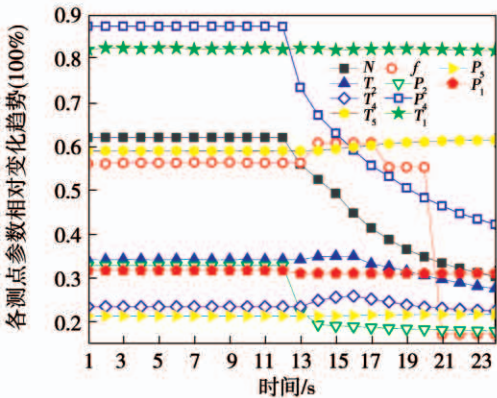


图 2 故障发生后各测点参数的相对变化趋势

Fig. 2 The relative variation trend of parameters at each measuring points after the fault

压气机外来物损伤故障发生在 11 ~ 12 s 之间。第 12 s 传感器检测到轴速开始下降,第 13 s 压气机出口截面压力和燃气发生器排气压力也随即波动,第 24 s 大部分测点已完成信号响应。

对燃气轮机进行监测和故障诊断过程中,传感器作为观测信息取得的第一节点发生故障会直接影响诊断结果。传感器的故障类型按照故障发生特点一般可以分为硬性故障和软性故障:硬性故障指由于传感器内部损坏或者外界环境突变造成信号幅值突变,软性故障则幅值变化不明显且较为缓慢。根据燃气轮机运行特点,选取偏置故障、漂移故障以及完全损坏故障 3 类作为典型故障模式。

3 网络架构

基于卷积神经网络和长短期记忆网络使用注意力模块构建网络架构,如图 3 所示。

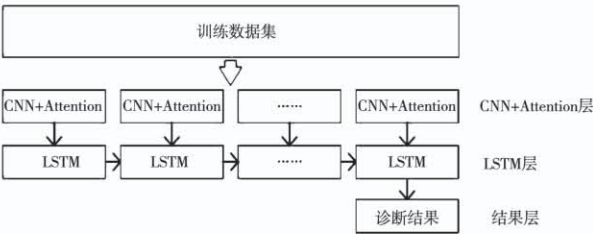


图 3 网络架构图
Fig. 3 Network architecture diagram

网络架构主要由 3 部分组成。第 1 层由卷积神经网络 (Convolution neural networks, CNN) 和注意力模块 (Attention module) 构成,提取数据集中的特征;第 2 层是长短时记忆神经网络 (Long Short-Term Memory, LSTM),提取数据中的时序特征;隐藏层输出诊断结果。

卷积神经网络由于其包含卷积计算,因此对图像具有很强的局部特征提取能力。长短时记忆神经网络是一种递归神经网络^[12]。LSTM 的网络结构中特殊的控制门单元非常适合对时间序列进行分类、处理和预测。

注意力机制 (Attention Mechanism) 原理是根据具体任务目标,对关注的方向和加权模型进行调整,在神经网络上的隐藏层增加注意力机制的加权,弱化和遗忘不符合注意力机制的内容。

Hu 等人在神经网络中引入注意力模块单元^[13],称之为空间压缩和通道激发模块 (Spatial Squeeze and Channel Excitation Block Networks, cSEnet)。Senet 模块通过建立网络卷积通道之间的相互依赖关系提高网络识别能力。通过这种机制,网络可以学会使用全局信息,有选择地强调信息特征,并抑制无用的特征,如图 4 所示。图中, C 为其经过卷积层的特性图通道数, $H * W$ 为特性图的空间维度高度与宽度。cSEnet 模块由左边的池化层、全连接层以及激活函数层等 5 层神经网络组成,左边为经过其特性图的维度, r 为经过全连接层前后通道数的比值。经过卷积层的特性图经过 cSEnet 模块后对各个通道的权重进行调整。

$$U = [U_1, U_2, U_3 \cdots U_c] \tag{5}$$

$$U_{cse} = [\sigma_1 U_1, \sigma_2 U_2, \sigma_3 U_3 \cdots \sigma_c U_c] \tag{6}$$

式中: U —卷积输出特性图; U_{cse} —经过 cSEnet 模块之后的特性图,与 U 都为高度 H 宽度 W 通道 C 的

数据; σ —通道的权重。

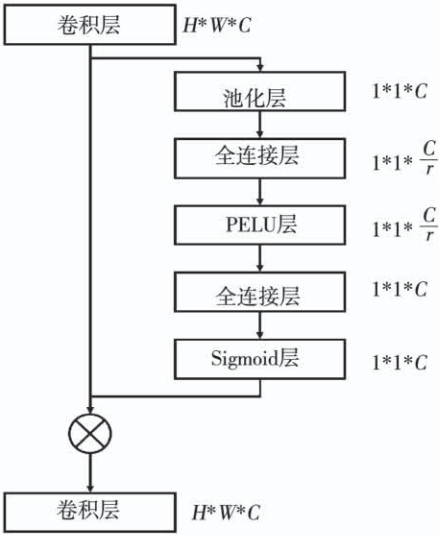


图 4 cSEnet 模块原理图
Fig. 4 Schematic diagram of cSEnet module

Roy 等人在此基础上又引入新的注意力模块单元通道压缩和空间激发模块 (Channel Squeeze and Spatial Excitation Block Networks, sSEnet),由池化层、二维卷积层以及激活函数层 3 层网络组成。sSEnet 模块通过建立卷积特征空间维度信息的相互依赖关系来提高网络识别能力^[14],如图 5 所示。同时,将 cSEnet 模块和 sSEnet 模块进行并行融合即可得到空间通道压缩和激发模块 (Concurrent Spatial and Channel Squeeze and Excitation Block Networks, csSEnet) 模块,如图 6 所示。

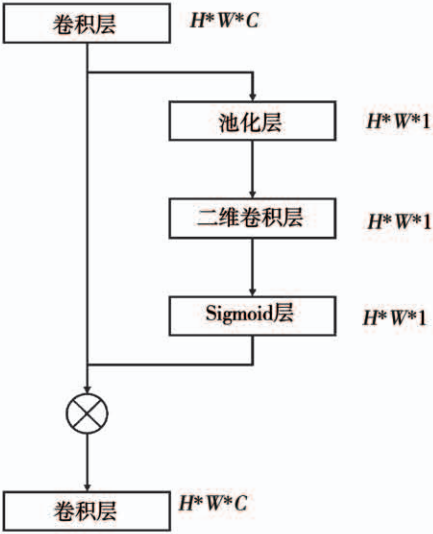


图 5 sSEnet 模块原理图
Fig. 5 Schematic diagram of sSEnet module

sSEnet 模块与 scSEnet 对特性图空间维度的权重进行调整,其公式为:

$$U_{sSE} = [q_{1,1} \ U^{1,1} \dots q_{i,j} \ U^{i,j} \dots q_{H,W} \ U^{H,W}] \quad (7)$$

$$U_{scSE} = U_{cSE} + U_{sSE} \quad (8)$$

式中: U_{sSE} 、 U_{scSE} 一经过 cSEnet 模块和 scSEnet 模块之后的特性图; q 一空间维度权重,随着网络的学习,这些权重也被自适应地调整。

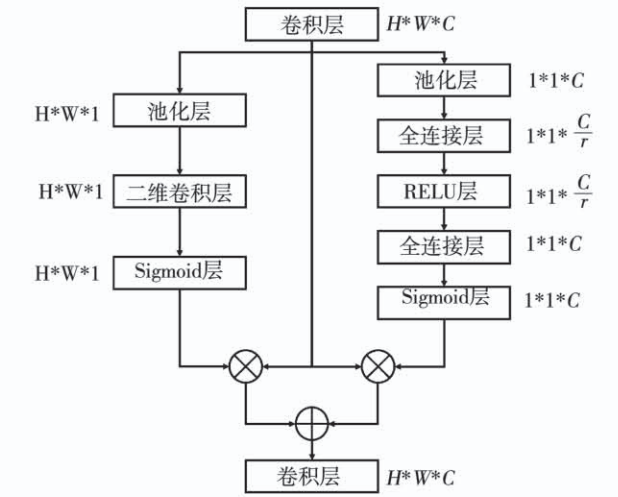


图 6 csSEnet 模块原理图

Fig. 6 Schematic diagram of csSEnet module

4 训练结果

使用故障数据集训练 5 种不同神经网络,包含 CNN 网络,CNN-LSTM 网络(C-L),基于 cSEnet 模块的 CNN-LSTM 网络(C-Lc),基于 sSEnet 模块的 CNN-LSTM 网络(C-Ls)以及基于 scSEnet 模块的 CNN-LSTM 网络(C-Lsc)。其中 CNN 网络会添加额外两层隐藏层以保证其网络深度与 CNN-LSTM 相同。在故障类型中,N 表示无故障数据的诊断验证结果;A~D 为 4 种气路故障:压气机积垢、涡轮叶片磨损、压气机叶片外来物损伤以及涡轮叶片机械损伤;E~G 为 3 种传感器故障:偏置故障、漂移故障以及完全损坏故障。

训练数据集为 11(像素)*120(像素)的图片组,120(像素)为第 120 s 的运行状态,高度为 11(像素),表示表 1 中的 11 种信号图像,即每秒取 1 组信号值,连续取 120 组。根据文献[15],保证每个故障类型的数据集图片在 4 000 左右,以便达到

较好的训练效果,如表 3 所示。

表 3 网络故障诊断结果表

Tab. 3 Results of fault diagnosis in different networks

故障类型	CNN	C-L	C-Lc	C-Ls	C-Lsc
N	89.34	91.53	90.97	93.76	94.54
A	87.85	90.46	91.62	92.92	93.46
B	86.33	89.26	91.23	91.46	92.92
C	90.92	92.46	92.23	94.6	95.62
D	89.69	91.15	93.08	95.23	96.23
E	91.76	93.69	94.27	95.79	95.83
F	89.23	91.25	92.23	92.47	93.63
G	93.92	96.21	96.52	97.26	98.47

图 7 和图 8 显示了各网络对不同故障类型的识别精度。可以看到,各种网络对传感器故障类型的诊断准确率都较高。传感器故障平均准确率最高,较气路故障高 2.2%,特别是传感器完全损坏故障 G 在各个网络中的平均故障诊断准确率能够达到 96.5%。对于气路故障类型 C 和 D,由于故障发生时间短,各参数在故障发生后有一定动态变化特征,因此较缓变故障 A 和 B 更加容易被识别。

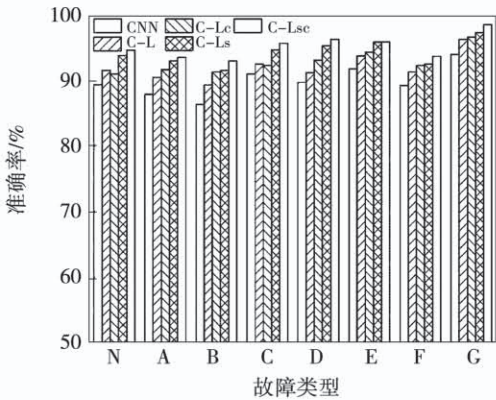


图 7 网路故障诊断结果

Fig. 7 Results of fault diagnosis in different networks

图 9 显示了不同神经网络的总诊断准确率。CNN-LSTM 架构的神经网络都要比相同层数深度的 CNN 识别准确率至少要高 2%,LSTM 显著提高了网络对于故障特征的提取和识别能力。在加入注意力模块之后,sSEnet 模块相对于 cSEnet 模块相对于神经网络的故障诊断准确率约提升 1.4%,表明燃气轮机的故障特征在故障数据集的空间、时间维度

方向更为显著。scSEnet 模块由于从特征图的通道和空间维度两个方面同时进行加权,其故障诊断准确率最高,较无注意力机制模块的 CNN-LSTM 网络平均约提高 3%。

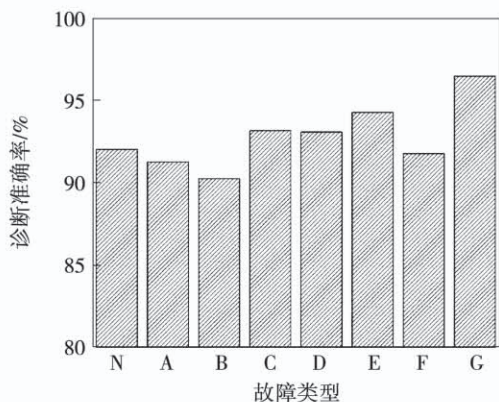


图 8 不同故障类型的总诊断准确率

Fig. 8 Total diagnostic accuracy of different fault types

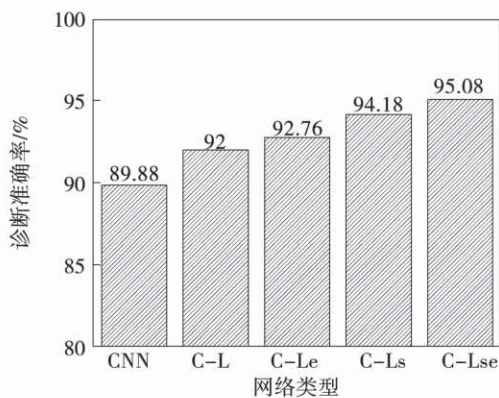


图 9 不同神经网络的总诊断准确率

Fig. 9 Total diagnostic accuracy of different neural networks

5 结 论

通过燃气轮机的热力模型进行故障仿真,使用基于注意力机制的 CNN-LSTM 神经网络进行训练,并与其它网络模型进行对比,得出结论:

(1) 基于注意力机制的 CNN-LSTM 神经网络可以同时诊断不同类型的传感器故障和气路故障,具有多类型故障诊断能力。

(2) CNN-LSTM 网络不仅能诊断稳态点,还能够识别如叶片外来物机械损伤等故障发生后较短时间内的动态扰动,能够及时诊断出异常。

(3) 注意力机制对于 CNN-LSTM 模型准确率有显著的提升。特别是有 scSEnet 模块的网络准确率较无注意力模块的神经网络约高 3%。

这使得诊断模型有良好的工程应用前景,结合迁移学习可以在保证精确度的前提下提高神经网络诊断模型的泛化能力。

参考文献:

- [1] 夏 迪,王永泓. 基于热参数的单轴燃气轮机非线性故障诊断方法[J]. 上海交通大学学报,2008,42(3):381-384.
XIA Di, WANG Yong-hong. Nonlinear component fault diagnosis of one shaft gas turbine[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2008, 42(3):381-384.
- [2] 张 鹏,王永泓. 新型燃气轮机热参数故障诊断数学模型的研究和应用[J]. 燃气轮机技术,2004,17(1):51-54.
ZHANG Peng, WANG Yong-hong. The research and application of a new fault model of thermal parameter for Gas turbine[J]. Gas Turbine Technology, 2004, 17(1):51-54.
- [3] 崔建国,刘 瑶,于明月,等. 基于深度学习与信息融合的燃气轮机故障诊断[J]. 机械设计与制造,2019(12):28-31.
CUI Jian-guo, LIU Yao, YU Ming-yue, et al. Gas turbine fault diagnosis based on depth learning and information fusion[J]. Machinery Design & Manufacture, 2019(12):28-31.
- [4] 石 宪,钱玉良. 基于改进深度信念网络的燃气轮机故障诊断[J]. 上海电力学院学报,2020,36(2):123-130.
SHI Xian, QIAN Yu-liang. Research on gas turbine fault diagnosis method based on genetic algorithm optimization for deep belief network[J]. Journal of Shanghai University of Electric Power, 2020, 36(2):123-130.
- [5] 邱 正,钱玉良,张 云,等. 基于人工蜂群算法优化支持向量机的燃气轮机故障诊断[J]. 热能动力工程,2018,33(9):39-43,57.
QIU Zheng, QIAN Yu-liang, ZHANG Yun, et al. Gas Turbine Fault Diagnosis based on Improved Support Vector Machine[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2018, 33(9):39-43, 57.
- [6] 熊 毅,李永刚. 基于随机森林的燃气轮机故障检测方法研究[J]. 电工技术,2018(22):144-145.
XIONG Yi, LI Yong-gang. Research on gas turbine fault detection method based on random forest[J]. Electric Engineering, 2018(22):144-145.
- [7] FAST M, ASSADI M, DE S. Development and multi-utility of an ANN model for an industrial gas turbine[J]. Applied Energy,

2009,86(1): 9 – 17.

[8] VANINI Z N S,MESKIN N,KHORASANI K. Multiple-model sensor and components fault diagnosis in gas turbine engines using autoassociative neural networks[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power,2014,136(9): 091603.

[9] TAYARANI-BATHAIE S S,VANINI Z N S,KHORASANI K. Dynamic neural network-based fault diagnosis of gas turbine engines [J]. Neurocomputing,2014,125: 153 – 165.

[10] MACLEOD J D,TAYLOR V ,LAFLAMME J C G. Implanted component faults and their effects on gas turbine engine performance[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines & Power, 1992,114(2):174 – 179.

[11] DIAKUNCHAK I S. Performance improvement in industrial gas turbines[C]//Turbo Expo: Power for Land,Sea, and Air. American Society of Mechanical Engineers,1993,79092;V001T01A005.

[12] HOCHREITER S,SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. Neural computation,1997,9(8): 1735 – 1780.

[13] HU J,SHEN L,SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]// Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition,2018: 7132 – 7141.

[14] ROY A G,NAVAB N,WACHINGER C. Concurrent spatial and channel ‘squeeze & excitation’ in fully convolutional networks [C]//International conference on medical image computing and computer-assisted intervention. Springer, Cham,2018:421 – 429.

[15] ZHOU D,YAO Q,WU H, et al. Fault diagnosis of gas turbine based on partly interpretable convolutional neural networks[J]. Energy,2020,200: 117467.

(丛 敏 编辑)

(上接第 208 页)

[17] AHMADIAN A,BROWNING A,JORDAN E H. Three-dimensional X-ray micro-computed tomography of cracks in a furnace cycled air plasma sprayed thermal barrier coating[J]. Scripta Materialia, 2015,97:13 – 16.

[18] WANG M ,WANG J ,PAN N , et al. Mesoscopic predictions of the effective thermal conductivity for microscale random porous media[J]. Physical Review E,2007,75(3):036702.

[19] 凌锡祥,王玉璋,王 星. 基于柱状结构的热障涂层隔热性能数值研究[J]. 航空材料学报,2014,34(5): 69 – 74.

LING Xi-xiang,WANG Yu-zhang,WANG Xing, et al. Numerical study on thermal insulation performance of thermal barrier coating based on columnar structure[J]. Journal of Aeronautical Materials,2014,34(5): 69 – 74.

[20] DAI Q T,YANG L W. LBM numerical study on oscillating flow and heat transfer in porous media[J]. Applied Thermal Engineering,2013,54(1): 16 – 25.

[21] LONG Y,CHEN X H,WANG Y Z, et al. Conjugate flow and heat transfer analysis between segmented thermal barrier coatings and cooling film[J]. International Journal of Thermal Sciences,2021, 167:107003.

[22] LONG Y,WANG Y Z,CHEN X H, et al. Influence of crack features on heat transfer characteristic and cracking behaviour of APS-YSZ coating: a numerical simulation study[J]. Ceramics International,2021,47(5): 22209 – 18.

[23] LONG Y,WANG Y Z,CHEN X H, et al. 3D numerical reconstruction and microstructure regulation of thermal barrier coatings for high temperature components of gas turbine[J]. Ceramics International,2021,47(14,15):20126 – 40.

[24] WANG Y Z,LI J L,LIU H Z, et al. Study on thermal resistance performance of 8YSZ thermal barrier coatings[J]. International Journal of Thermal Sciences,2017,122:12 – 25.

[25] SHI L C, LONG Y,WANG Y Z, et al. On-line detection of porosity change of high temperature blade coating for gas turbine[J]. Infrared Physics Technology,2020,110: 103415.

[26] 申铨京,刘 翔,陈海鹏. 基于多阈值 Otsu 准则的阈值分割快速计算[J]. 电子与信息学报,2017,39(1):144 – 149.

SHEN Xuan-jing,LIU Xiang,CHEN Hai-peng. Fast computation of threshold based on multi-threshold Otsu criterion[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2017, 39 (1): 144 – 149.

[27] ESLAMI S M A,HEESS N,WILLIAMS C K I, et al. The shape Boltzmann mach model of object shape[J]. International Journal of Computer Vision,2014,107:155 – 176.

(刘 颖 编辑)