

# 基于模型的发动机喘振故障关键参量仿真与预测

葛 怡<sup>1</sup> 陈文卓<sup>1</sup> 胡绍林<sup>1 2</sup> 潘鹏飞<sup>3</sup>

(1. 西安理工大学 自动化与信息工程学院, 西安 710048;

2. 广东石油化工学院 自动化学院, 广东 茂名 525000;

3. 中国飞行试验研究院 发动机所, 西安 710089)

**摘要:** 航空发动机故障中的深喘严重破坏发动机运行稳定乃至飞机安全。针对该问题, 分析了表征喘振故障关键参量的异常变化特征, 基于航空发动机运行过程气动热力机理所构建的发动机整体仿真模型模拟的表征发生喘振故障的关键参量变化情况, 利用长短记忆神经网络模型进行数据变化趋势预测, 通过与其他类型的不同网络算法预报结果的比较, 验证了 LSTM 模型用于喘振故障关键参量预测的有效性。

**关键词:** 喘振故障; 航空发动机; 仿真模型; 趋势预测; 循环神经网络

**本文引用格式:** 葛怡, 陈文卓, 胡绍林, 等. 基于模型的发动机喘振故障关键参量仿真与预测 [J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(06): 194–200.

**Citation format:** GE Yi, CHEN Wenzhuo, HU Shaolin, et al. Model Based Simulation and Prediction of Some Key Parameters of Surge Fault in Engine [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2021, 42(06): 194–200.

中图分类号: V239

文献标识码: A

文章编号: 2096–2304(2021)06–0194–07

## Model Based Simulation and Prediction of Some Key Parameters of Surge Fault in Engine

GE Yi<sup>1</sup>, CHEN Wenzhuo<sup>1</sup>, HU Shaolin<sup>1 2</sup>, PAN Pengfei<sup>3</sup>

(1. School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China;

2. School of Artificial Intelligence, Henan University, Kaifeng 475004, China;

3. Engine Institute, China Flight Test and Research Institute, Maoming 525000, China)

**Abstract:** Surge fault surge will seriously damage the stability of the engine operation and even the safety of the aircraft, resulting in serious consequences. The abnormal variation characteristics of key parameters characterizing surge fault were analyzed. Based on the aerothermodynamic mechanism of aeroengine in operation, the whole simulation model of aeroengine was established, and the change of key parameters of surge fault was simulated. The LSTM neural network model was used to predict the trend of data changes. By comparing with the prediction results of other different network algorithms, the validity of LSTM model in predicting the critical parameters of surge fault was verified.

**Key words:** surge fault; aeroengine; simulation model; trend prediction; cyclic neural network

收稿日期: 2020–03–15; 修回日期: 2020–10–06

基金项目: 国家自然科学基金项目(61973094); 茂名市科技计划项目(2020S004)

作者简介: 葛怡(1994—), 女, 硕士, 主要从事控制科学与工程研究, E-mail: 284550776@qq.com; 陈文卓(1996—), 男, 硕士, 主要从事过程监控、故障诊断研究, E-mail: 184275290@qq.com; 潘鹏飞(1987—), 男, 高工, 主要从事航空发动机飞行试验、试飞数据挖掘、模型辨识研究, E-mail: pf\_pan@163.com。

通信作者: 胡绍林(1964—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事过程监控、大数据与人工智能研究, E-mail: hfkt@126.com。

在飞机事故中,航空发动机故障占据绝大多数,而喘振故障又是发动机故障的首要故障因素。因此,有必要对发动机喘振故障进行研究和分析,防范异常或故障的发生,以及提高飞行过程的安全性。

由于航空发动机工作环境特殊,采用理论计算或计算机仿真,是分析发动机喘振故障常用的方法。1976年,Greitzer<sup>[1]</sup>利用压气机和节流阀特性的系统稳定模型,建立了压缩机组进行旋转失速或喘振的动态偏微分方程组,提出了用临界参数 $B$ 判断系统是否产生失稳现象<sup>[2]</sup>。Moore采用小扰动等理论,在不同边界条件下对喘振现象进行研究,并与Greitzer合作,共同提出了 $M-G$ 模型<sup>[3]</sup>,来分析压缩机失稳现象。Arnulfi等<sup>[4]</sup>采用Greitzer模型对离心鼓风机的喘振特性进行仿真分析,并展示了与试验吻合的仿真分析结果。近年来,国内许多研究学者基于 $MG$ 模型进行改进来模拟喘振故障。于兰兰<sup>[5]</sup>将进气畸变加入到动态模型中,分析了发动机系统对抑制旋转失速与喘振之间的关系。Gao<sup>[6]</sup>利用航空发动机遵循的守恒思想建立发动机控制单元体模型,采用一种数值软件来模拟压气机喘振现象,利用减小出口面积诱导压气机进入喘振状态。赵决正<sup>[7]</sup>采用数值模拟软件计算不同工况下的压气机工作特性曲线,模拟分析压气机失稳及喘振后的恢复过程。相比本领域的国际研究进展,国内对航空发动机喘振故障利用数据挖掘、机器学习等方式开展工作较少。另外,预测喘振故障变化趋势也是研究的热点和难点。故障趋势预测有助于提前预知故障信息,提前进行处理与维修,避免严重故障的发生。PALACIOS R等采用基于神经网络方法<sup>[8]</sup>进行故障预测。赵洪利等<sup>[9]</sup>基于蒙特卡罗模拟方法给出了航空发动机故障风险预测算法,用来评估发动机各个部件发生故障的可能性,并验证了算法的有效性。白洁<sup>[10]</sup>利用静态神经网络预测航空发动机性能参数,但在训练过程中存在收敛速度慢且易陷入局部极小的问题,且反映航空发动机数据的动态特性不充分。为了更准确地预测航空发动机的状态,崔建国等<sup>[11]</sup>将最小二乘支持向量机(LSSVM)和隐马尔科夫模型(Hidden Markov Model, HMM)相结合,有效实现了航空发动机的状态预测。对航空发动机进行故障预测,能提前获知发动机故障信息,以便及时进行故障维修,从而减少经济损失,提高安全性。

鉴于此,本文以某型号双轴混合排气涡轮风扇发动机为对象进行研究。首先对喘振故障的典型征兆进行说明,并细致分析了喘振的仿真模型;其次进行了喘振故障特征量仿真与建立了长短记忆(LSTM)神经网络喘振特征量预测算法;最后对喘振故障的压力及温度特征量数据采用建立的LSTM循环神经网络预测模型和算法进行预测,并与BP神经网络和SVM网络进行效果对比及结果分析。

## 1 喘振典型征兆与仿真建模

喘振故障是发动机常见故障之一,对表征喘振故障关键参量的特征进行分析,有助于了解故障形成过程,以便准确

分析和及时防范故障风险。

### 1.1 发动机喘振的典型征兆

喘振故障是发动机在运行过程中经常出现的一种不稳定工作情况<sup>[12]</sup>,实质上是压气机进口气流流量突降,引发气流沿压气机轴向发生的低频率、高振幅的振荡现象<sup>[13]</sup>。喘振只是表象,为发动机处于一种以气流中断为特征的不稳定运行状态<sup>[14]</sup>。绝大部分原因是气流分离,流经压气机的气流与其叶片通道不匹配而出现气流的严重分离,出现运行不稳定状态,发动机的工作状态与设计工作状态大不相同而引起的现象。引发压气机喘振的因素主要有:压气机出口压力降低;压气机输入口空气流量急剧下降;压气机进口温度过高;受环境干扰,如在温度较低的寒冷地区航行、大侧风或者飞行员操作时反推装置使用不当;运行转速相比于设计值过低;有异物或压气机叶片损坏;航空发动机的防喘机构安装不协调或卡住等。当压气机发生喘振时,会以千姿百态的形式表现出来,可以观察到发动机间歇性工作,并伴随着声音由连续尖哨声转变为低沉的断续声;推力急速下降,转速也表现为波动不稳定状态;发动机抖动,工作状态不稳定,而引发较强烈的机械振动<sup>[15]</sup>;压气机出口压力降低;发动机排气温度出现升高态势,并引发机体内部超温;出口总压和流量、温度产生大幅度的脉动,图1所示为压气机喘振示意图<sup>[16]</sup>,呈现强烈的振荡现象;压气机深喘时会发生放炮、尾喷口喷火和火舌喷出的情况,严重时发生熄火停车。因此,如若发生上述现象,势必立即采取相应措施,解除压气机所处的喘振状态。

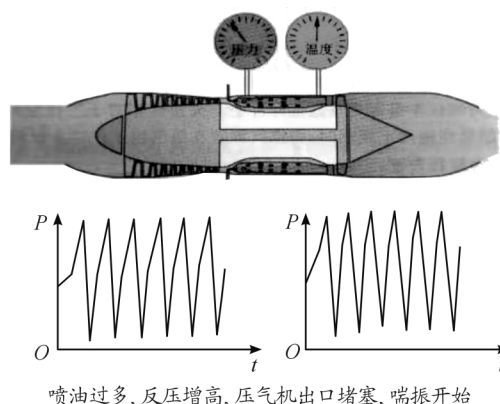


图1 压气机喘振示意图

在试飞院对飞机发动机发生喘振时的情况进行调研,可得到当发生喘振故障时,异常现象主要特征可表现为压气机出口压力降低;发动机排气温度升高,排气温度表指示增大,这是由于出现喘振时进入燃烧室空气量减小所致<sup>[15]</sup>,造成燃烧室出口的燃气温度升高。因此,可用压气机出口压力和燃烧室出口温度作为表征喘振故障的关键参量监测参数。

由于航空发动机工作环境的极端特殊性,实际观测喘振特征量并实时诊断喘振故障是困难的,作为判断和预防喘振故障的有效辅助手段,是动力学建模和基于模型的喘振计算



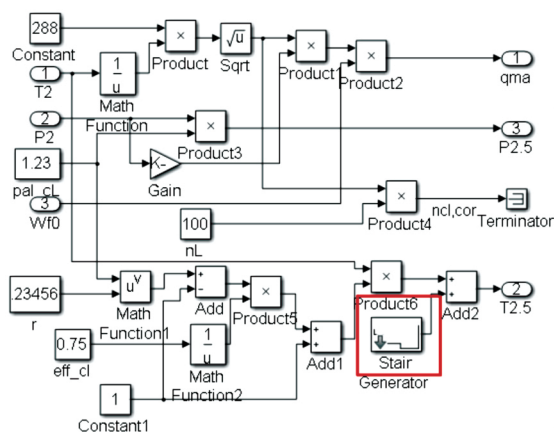


图5 燃烧室的出口温度的异常变化模拟

## 2.1 喘振故障特征量仿真

本节采用压力单位 pisa(1 pisa=6.8948 kPa), 温度单位 R(1 R=0.556 K), 流量单位 lb/s(1 lb/s=0.453 592 kg/s), 力的单位 lbf(1 lbf=4.4 N), 转速单位 r/min。选用航空发动机压气机发生喘振涉及到的关键参量, 结合其变化特征进行模拟。对应的仿真结果如图6、图7所示。若压气机出现喘振故障, 则压气机出口压力变化的仿真结果如图6所示, 燃烧室出口温度变化的仿真结果如图7所示。

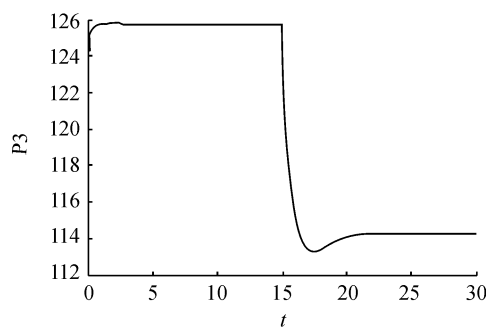


图6 发生喘振故障时压气机的出口压力曲线

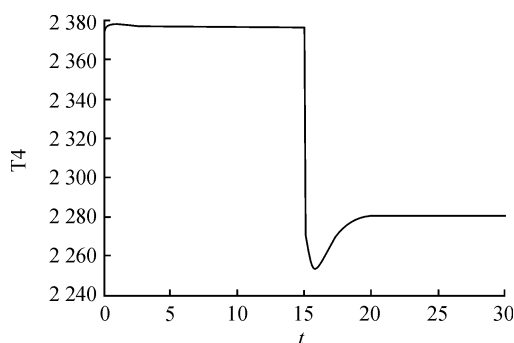


图7 发生喘振故障时燃烧室的出口温度曲线

当系统发生喘振故障时, 模型出入口的气动热力学参数会发生变化, 破坏了原系统运行稳定性。仿真结果表明, 本文的模型能很好地模拟航空发动机的喘振故障环境。

## 2.2 基于 LSTM 的喘振特征量预测

LSTM 网络模型是一种门控型深度循环神经网络, 能实现时间序列的长期记忆, 可根据当前时刻和过去时刻数据综合考虑来预测下一时刻的状态时间序列数据, 能充分学习数据的规律, 对于时序数据有很好的预测效果。因此, 本节采用 LSTM 网络模型对航空发动机喘振时的压力和温度关键参量数据进行趋势预测。

本文采用长短记忆(LSTM)神经网络进行喘振故障的压气机出口压力  $P_3$  和燃烧室出口温度  $T_4$  关键参量数据趋势预测。LSTM 的隐藏层结构如图8所示<sup>[19]</sup>, 由输入门、遗忘门、内部状态和输出层4个相互作用的神经网络层组成, LSTM 隐藏层输入以  $P_3$  为例, 用前向学习计算公式依次为:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot h_{t-1} + W_i \cdot p_3 + b_i) \quad (1)$$

$$f_t = \sigma(W_f \cdot h_{t-1} + W_f \cdot p_3 + b_f) \quad (2)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tanh(W_c \cdot h_{t-1} + W_c \cdot p_3 + b_c) \quad (3)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot h_{t-1} + W_o \cdot p_3 + b_o) \quad (4)$$

$$h_t = o_t * \tanh C_t \quad (5)$$

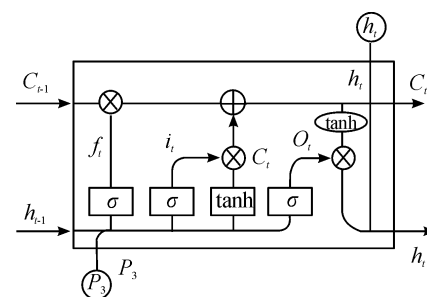


图8 LSTM 隐藏层结构图

LSTM 网络进行前向学习完成后, 再采用反向传播算法(back propagation through time, BPTT) 进行训练。

预测算法训练与预测过程如图9所示<sup>[20]</sup>。

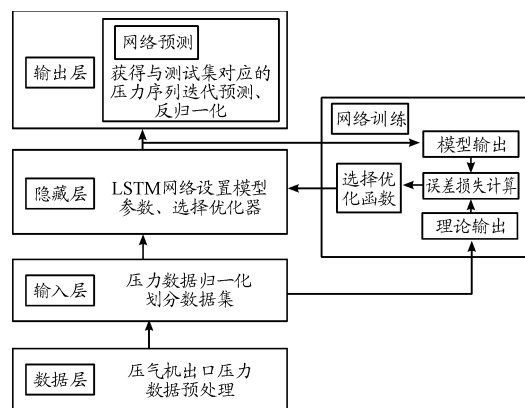


图9 LSTM 预测算法训练与预测过程框图

在输入层将数据划分为训练集和测试集, 采用 Z-score

标准化将训练集归一化,得到标准化后的训练集。具体地,记样本长度为  $n$ ,构造表征喘振的压力时序数据  $P_3(t) = \{P_3(1) \ P_3(2) \ P_3(3) \ \cdots \ P_3(n)\}$ ,得到

$$P'_3 = (P_3 - \mu) / \sigma \quad (6)$$

$$P'_{3[\text{train}]} = (P'_3(1) \ P'_3(2) \ \cdots \ P'_3(m)) \quad (7)$$

在数据输入前,将归一化处理后的训练集数据处理为三维格式,将处理后的训练集输入到隐藏层模块中,训练集经过隐藏层处理后的输出序列可以表示为:

$$O_{\text{output}} = \{O_1 \ O_2 \ \cdots \ O_q\} \quad (8)$$

$$O_i = \text{LSTM}_{\text{forward}}(P_3, C_{t-1}, h_{t-1}) \quad (9)$$

式中:  $C_{t-1}$  和  $h_{t-1}$  分别表示前一个 LSTM 细胞的内部状态和输出结果,  $\text{LSTM}_{\text{forward}}$  表示 LSTM 细胞的前向计算方法。将经过隐藏层后的模型输出序列表示为:

$$Y = \{Y_1 \ Y_2 \ \cdots \ Y_r\} \quad (10)$$

将隐藏层的输出值传递到输出层和训练层进行下一步处理。选用均方误差将模型输出值与理论输出值作误差损失计算,在网络训练过程中损失函数的计算公式可表示为:

$$\text{Loss} = \sum_{i=1}^{m(m-r)} (O_i - Y_i)^2 / (m(m-r)) \quad (11)$$

LSTM 网络预测过程采用逐点迭代计算方法来进行,将训练完成的网络记作  $\text{LSTM}_{\text{finish}}$ 。经过最后一个隐藏层神经元的理论输出数据序列为:

$$Y_f = \{Y_{m-r+1} \ Y_{m-r+2} \ \cdots \ Y_m\} \quad (12)$$

将  $Y_f$  输入到训练好的  $\text{LSTM}_{\text{finish}}$  中输出结果为:

$$P_f = \text{LSTM}_{\text{finish}}(Y_f) = \{f_{m-r+2} \ f_{m-r+3} \ \cdots \ f_{m+1}\} \quad (13)$$

由上式可得到  $m+1$  时刻的预测值  $f_{m+1}$ ,将  $Y_f$  的最后  $r-1$  个数据与  $f_{m+1}$  合并作为新的一组数据:

$$Y_{f+1} = \{Y_{m-r+2} \ Y_{m-r+3} \ \cdots \ f_{m+1}\} \quad (14)$$

将  $Y_{f+1}$  输入到  $\text{LSTM}_{\text{finish}}$  中,则  $m+2$  时刻的预测值为  $f_{m+2}$ ,依次类推,经过多次迭代后,可得到与测试集长度相同的预测序列为:

$$P_{\text{predict}} = \{f_{m+1} \ f_{m+2} \ \cdots \ f_n\} \quad (15)$$

最后,对  $P_{\text{predict}}$  预测序列进行反归一化,得到与测试集对应的预测值序列。

### 3 基于不同预测模型的特征量预测比较

#### 3.1 几种不同预测模型的预测比较

发生喘振故障时压气机的出口压力和燃烧室出口温度参量仿真数据为等间隔的时间序列数据,间隔为 0.04 s,分别如图 10 和 12 深蓝色实曲线所示。

通过将得到的表征喘振故障的仿真压力数据参量输入到 LSTM 网络中进行训练与预测,需选择合适的网络的层数和设置超参数如表 1 所示。

表 1 LSTM 网络结构预测喘振时压力数据设置表

Lstm (隐藏层)	输出节点 参数个数	80 26 240	Lstm_1 (隐藏层 1)	输出节点 参数个数	40 19 360
Lstm_2 (隐藏层 2)	输出节点 参数个数	20 4 880	Dense (Dense)	输出节点 参数个数	1 21

将压力数据划分为训练集和测试集,其中训练集占 80%,预测集占 20%,验证集占训练集的 10%。LSTM 网络模型的激活函数选择 sigmoid 函数,网络训练的学习率设置为  $lr = 0.000\ 01$ 。设定 LSTM 网络损失方法为均方误差 (mse),滑动窗口值为 5,选择网络优化器为 adam,批处理大小为  $\text{batch\_size} = 1$ ,网络训练的迭代次数设置为  $\text{epoch} = 50$  次,压力参量数据实际值如图 10 深蓝色实线  $P_3\text{-True}$  所示,通过 LSTM 网络预测值结果如图 10 红色实线所示,预测误差如图 11 红色虚线所示。并与 BP 神经网络、SVM 网络进行对比。

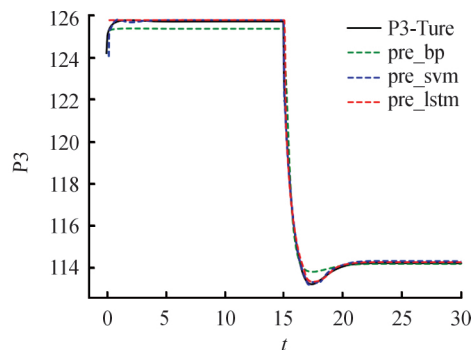


图 10 喘振故障压力预测曲线

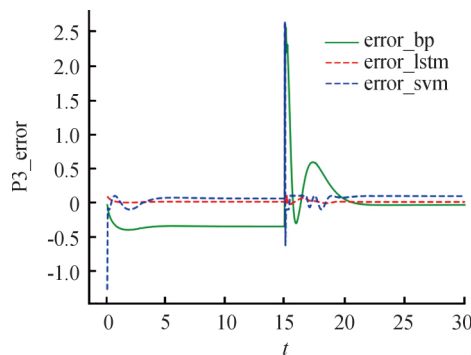


图 11 喘振故障压力预测误差曲线

从图 11 可以进一步看出,当发生喘振故障时,红色曲线为 LSTM 神经网络预测压气机出口压力的预测误差曲线,绿色为 BP 神经网络预测的误差曲线,蓝色虚线为 SVM 网络预测的误差曲线,其中图 11 可以看出,利用 LSTM 网络进行预测和发动机原始数据更为接近且误差最小,相较于其他 2 个网络预测效果最佳。

将得到的表征喘振故障的仿真温度数据参量输入到 LSTM 网络中进行训练与预测,通过试凑法选择合适的网络



的层数和设置超参数如表 2 所示。

表 2 LSTM 网络结构预测喘振时温度数据设置表

Lstm (隐藏层)	输出节点 参数个数	100 40 800	Lstm_1 (隐藏层 1)	输出节点 参数个数	50 30 200
Lstm_2 (隐藏层 2)	输出节点 参数个数	25 7 600	Dense_1 (Dense)	输出节点 参数个数	1 26

将表征喘振的温度数据划分为训练集和测试集,其中训练集占 70%,预测集占 30%,验证集占训练集的 10%。LSTM 网络模型的激活函数选择 linear 函数,网络训练的学习率设置为  $lr=0.000\ 01$ 。设定 LSTM 网络损失方法为均方误差(mse),滑动窗口值为 5,选择网络优化器为 adam,批处理大小为  $batch\_size=1$ ,网络训练的迭代次数设置为  $epoch=50$  次。温度参量数据实际值如图 12 深蓝色实线  $T4\_True$  所示,通过 LSTM 网络预测值结果如图 12 红色虚线所示,预测误差如图 13 红色虚线所示。与 BP 神经网络、SVM 网络进行对比,由图 12 可以分别查看 LSTM、SVM 和 BP 网络对发动机喘振故障时燃烧室出口温度的预测趋势曲线图,及图 13 的预测误差比较曲线图。

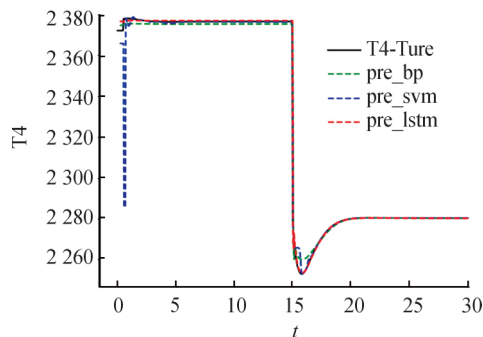


图 12 喘振故障温度预测曲线

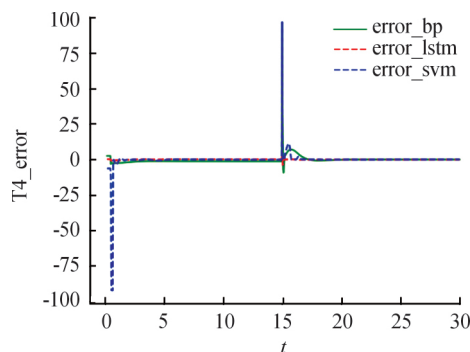


图 13 喘振故障温度预测误差比较曲线

从图 13 可以进一步看出,当发生喘振故障时,红色虚线为 LSTM 神经网络预测燃烧室出口温度的预测误差曲线,绿色实线为 BP 神经网络预测的误差曲线,蓝色虚线为 SVM 网络预测的误差曲线,其中图 12、图 13 可看出,利用 LSTM 网络进行预测效果更佳,和发动机原始数据更为接近且误差最

小,相较于其他 2 个网络预测效果最佳。

### 3.1 预测结果评估

本研究以输出的测试集与预测集的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)及平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)、平均相对误差(MAPE)作为预测模型的评价指标,对表征发动机喘振的关键参量预测的效果评价。MAE 公式和 MAPE 公式分别如式(16)和式(17)所示:

$$E_{MAE} = (1/N) \sum_{i=1}^N |Y_i - Y| \quad (16)$$

$$E_{MAPE} = (1/N) \sum_{i=1}^N \left| \frac{Y_i - Y}{Y} \right| \quad (17)$$

式中:  $Y_i$  为神经网络的预测值;  $Y$  为真实值。

RMSE 是预测值与真实值的误差平方根的均值。RMSE 的计算公式为:

$$E_{RMSE} = \sqrt{(1/N) \sum_{i=1}^N (Y_i - Y)^2} \quad (18)$$

MAE 是绝对误差的平均值,能很好地反映预测值误差的实际情况。

针对表征发动机喘振的关键参量压气机出口压力和燃烧室出口温度采用 3 种神经网络算法预测进行效果评价的结果如表 3 和表 4 所示。

表 3 3 种网络预测喘振故障的压力参量的性能评估

评价指标	LSTM 网络	BP 网络	SVM 网络
均方根误差 (RMSE)	0.127 0	0.385 0	0.135 0
平均绝对误差 (MAE)	0.047 7	0.262 4	0.081 3
平均相对误差 (MAPE)	0.040 4	0.214 5	0.068 3

表 4 3 种网络预测喘振故障的温度参量的性能评估

评价指标	LSTM 网络	BP 网络	SVM 网络
均方根误差 (RMSE)	3.631 4	4.010 8	7.503 0
平均绝对误差 (MAE)	0.454 8	1.190 5	0.819 8
平均相对误差 (MAPE)	0.019 7	0.051 1	0.034 9

通过 RMSE、MAE 和 MAPE 计算可得到,利用 LSTM、BP、SVM 三种预测算法进行预测表征喘振故障的关键参量的效果和精度。从表 3 中可得出,利用 LSTM 网络预测喘振故障的压力参量的 RMSE、MAE 和 MAPE 值比 BP 网络和 SVM 网络的值要小,表明 LSTM 网络预测喘振故障的压力参量的精度比 BP 网络和 SVM 网络模型预测的精度高。由表 4 同样可得出,利用 LSTM 网络预测喘振故障的温度参量的精度比 BP 网络和 SVM 网络模型预测的精度高。仿真结果证明,利用 LSTM 网络对于时间序列的数据有很好的预测效果。

## 4 结论

本文以航空发动机工作过程常见喘振故障为对象,采用基于模型的系统仿真方法,分析了温度、压力等关键参量在发动机发生喘振故障时的异常变化情形,并建立了相应的预测算法。

1) 从分析发动机喘振过程中工作参数变化特点入手,提取出该发动机喘振过程中关键参数变化特征,利用该特征与发动机仿真模型结合,可以更有效地模拟发动机喘振过程。

2) 利用航空发动机运行过程中遵循的气动热力学机理,得到发动机的整体模型,根据发动机发生喘振时的表现形式,即压气机出口压力与燃烧室出口温度更能够很好地表征喘振故障情况,模拟与仿真这些关键参量的变化情况。

3) 基于仿真数据,利用 LSTM 网络与 BP 网络、SVM 网络对发动机发生喘振故障时的关键参量趋势进行预测和精度评估,验证了本模型仿真方法和预测方法对航空发动机发生喘振故障的预知能力。

## 参考文献:

- [1] GREITZER E M. Surge and Rotating Stall in Axial Flow Compressors—Part I: Theoretical compression system model [J]. ASME Journal of Engineering for Power, 1976, 98: 199–217.
- [2] 鲁国强. 一种离心压缩机防喘振控制策略及其应用 [J]. 化工设备与管道, 2010, 47(5): 43–46.
- [3] MOORE F K, GREITZER E M. A Theory of Post-Stall Transients in Axial Compression Systems: Part I—Development of Equations [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 1986, 108(1): 68.
- [4] ARNULFI G L, GIANNATTASIO P, GIUSTO C, et al. Multistage Centrifugal Compressor Surge Analysis: Part II—Numerical Simulation and Dynamic Control Parameters Evaluation [C]//Asme International Gas Turbine & Aeroengine Congress & Exhibition. American Society of Mechanical Engineers, [S. l.]: [s. n.], 1998.
- [5] 于兰兰, 胡骏, 屠宝锋, 等. 轴流压缩系统中主动抑制旋转失速的数值模拟 [J]. 航空动力学报, 2010, 25(1): 92–101.
- [6] GAO Shuanglin, CAI Yuanhu. Simulation of Transient Augmenting Work Stability for A Turbofan Engine [C]//3rd International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE). [S. l.]: [s. n.], 2010: 150–153.
- [7] 赵决正, 罗雄麟. 多级轴流压气机失稳及喘振的三维数值模拟与分析 [J]. 化工学报, 2012, 63(12): 3956–3964.
- [8] PALACIOS R, DOSHI A, GUPTA A, et al. Neural Network Models to Detect Airplane Near-collision Situations [J]. Transportation Planning and Technology, 2010, 33(3): 237–255.
- [9] 赵洪利, 刘宇文. 基于蒙特卡罗模拟的航空发动机故障风险预测 [J]. 北京航空航天大学学报, 2015, 41(3): 545–550.
- [10] 白洁. 基于小波神经网络的涡轮增压发动机性能预测研究 [J]. 制造业自动化, 2011, 33(5): 82–84.
- [11] 崔建国, 高波, 蒋丽英, 等. LSSVM 与 HMM 在航空发动机状态预测中的应用研究 [J]. 计算机工程, 2017(10): 310–315.
- [12] 张林, 张衍峰. 某型发动机喘振故障机理分析 [J]. 科技创新导报, 2013(16): 58.
- [13] WALSH P P, FLETCHER P. Gas turbine performance [J]. Aircraft Engineering & Aerospace Technology, 2004, 112(2): 168–175.
- [14] 罗泽明, 郑丽, 张玉宪. 航空发动机喘振的研究与发展 [J]. 机械设计与制造工程, 2015, 44(06): 1–4.
- [15] 廖盛超. 轴流式压气机的喘振和预防处理 [J]. 科技传播, 2016, 8(14): 181–182.
- [16] 王云. 航空发动机原理 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2009.
- [17] GE Yi, HU Shaolin, SONG He, et al. Design and Implementation of Aeroengine Fault Data Simulation Generator. SN Applied Sciences, (2019) 1: 1539.
- [18] 百度. 航空发动机气动热力学模型 [EB/OL]. [2014–04–10]. <https://wenku.baidu.com/view/5040212c561252d380eb6ef5.html>.
- [19] HAJIAGHAYI M, VAHEDI E. Code Failure Prediction and Pattern Extraction Using LSTM Networks [C]//2019 IEEE Fifth International Conference on Big Data Computing Service and Applications (BigDataService). Newark, CA, USA, 2019: 55–62.
- [20] 王鑫, 吴际, 刘超, 等. 基于 LSTM 循环神经网络的故障时间序列预测 [J]. 北京航空航天大学学报, 2018(3): 1–12.

科学编辑 郭迎清 博士(西北工业大学教授、博导)  
责任编辑 杨梅梅