

基于全连接神经网络的分层旋流火焰燃烧振荡预报*

周宇晨¹, 张弛^{1,2}, 韩啸¹, 林宇震^{1,2}

(1. 北京航空航天大学 能源与动力工程学院 航空发动机气动热力国家级重点实验室, 北京 100191;
2. 先进航空发动机协同创新中心, 北京 100191)

摘要: 为了指导主动控制系统抑制燃烧振荡, 有必要针对不同的燃烧振荡预报手段开展研究和验证。以甲烷预混同心分层旋流火焰的时均图像为基础, 采用降低图像分辨率和提取火焰结构特征参数这两种不同的方式对火焰图像信息进行简化处理, 并使用全连接神经网络对燃烧振荡进行预报研究。结果发现, 两种方式都可以较为准确地预报燃烧振荡, 精度均达到90%以上。预报精度随着图像分辨率的增加而升高, 在极低的图像分辨率(3×3)下, 预报精度也能达到90%以上。此外, 对根据火焰平均图像提取的结构特征参数进行了敏感性分析, 捕捉到了系统稳定性的转变, 但参数变化范围受训练集限制。提出的基于数据驱动方法对燃烧振荡的预报时间<2ms, 为实现燃烧振荡实时在线预报提供了支持。

关键词: 燃气轮机; 燃烧振荡; 燃烧主动控制; 神经网络; 预报

中图分类号: V231.2 文献标识码: A 文章编号: 1001-4055 (2021) 09-2038-07

DOI: 10.13675/j.cnki.tjjs.200082

Prediction of Combustion Oscillation Based on Time-Averaged Images of Stratified Swirl Flame Using Fully-Connected Neural Network

ZHOU Yu-chen¹, ZHANG Chi^{1,2}, HAN Xiao¹, LIN Yu-zhen^{1,2}

(1. National Key Laboratory of Science and Technology on Aero-Engine Aero-Thermodynamics, School of Energy and Power Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;
2. Collaborative Innovation Center for Advanced Aero-Engine, Beijing 100191, China)

Abstract: In order to guide the active control system to suppress the combustion instabilities, relevant researches on combustion oscillation prediction based on different methods should be carried out to verify their availabilities. The time-averaged images of premixed internally-staged-swirling stratified flame of CH₄ are adopted here as the basis of our research. In order to simplify the information contented in flame images, two pre-processing methods on images are used here, which are resolution degradation and extracting properties of flame structure variables. The neural networks with fully connected layers are implemented to predict combustion oscillation with pre-processed data. It is found that both methods can obtain good prediction accuracies (better than 90%). Besides, the network using degraded resolution as inputs might still behave well with an accuracy over 90% at an extremely low resolution (3×3). A positive correlation of prediction accuracy and resolutions is found. In the terms of flame structure features, the transition of flame stability dynamics is captured under a limited range of parameter variations. The combustion oscillation prediction time is less than 2ms using the proposed da-

* 收稿日期: 2020-02-25; 修订日期: 2020-04-01。

基金项目: 国家自然科学基金(91641109); 国家重大科技专项(2017-III-0004-0028)。

作者简介: 周宇晨, 硕士生, 研究领域为燃烧不稳定性 and 主动控制。

通讯作者: 韩啸, 博士后, 研究领域为燃烧不稳定性 and 低排放燃烧。

引用格式: 周宇晨, 张弛, 韩啸, 等. 基于全连接神经网络的分层旋流火焰燃烧振荡预报[J]. 推进技术, 2021, 42(9): 2038-2044. (ZHOU Yu-chen, ZHANG Chi, HAN Xiao, et al. Prediction of Combustion Oscillation Based on Time-Averaged Images of Stratified Swirl Flame Using Fully-Connected Neural Network[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2021, 42(9):2038-2044.)

ta-driven methods, which provide support for real-time prediction of combustion oscillation.

Key words: Gas turbine engines; Combustion oscillation; Active combustion control; Neural networks; Instability prediction

1 引言

燃烧振荡(本文特指热声振荡和热声不稳定性)是释热脉动、压力脉动及速度脉动耦合的结果^[1],是航空发动机和地面燃气轮机燃烧室中常见的非定常燃烧过程,会危害装置安全运行。然而在工程实践中,如何解释不同情形下燃烧振荡的发生,并提出有效的预报和控制方法,依然是个难题^[2]。如果能够发展合适的燃烧主动控制方法,在宽范围工况下都能对燃烧振荡进行合理的抑制,对先进燃气轮机燃烧室的发展具有重要意义。燃烧主动控制系统除了控制作用本身以外,还需要对燃烧的压力及反应场等进行监测、识别及预报,这对宽范围燃烧振荡的快速识别及预报提出了需求。

目前用于主动控制的燃烧振荡识别及预报方法大多基于压力信号^[3-4]。Noiray等^[3]利用简化热声模型,使用压力信号监视并预报燃烧振荡,并使用实验数据进行验证;Seshadri等^[4]也提出了降维的决定性模型,对钝体燃烧室的间歇性振荡进行了预报;De-laet等^[5]使用了自适应平均矢量滑动控制 ASPAC (Adaptive sliding phasor averaged control)算法,测量燃烧室中的压力脉动,利用燃油高频阀门进行主动控制,能够较好地抑制实验工况下的燃烧振荡,但主动控制从监测到完全发挥抑制作用的时间延迟问题需要进一步解决。必须注意到,压力脉动仅仅是热声振荡机理的一环,是热声振荡结果的表现形式,单一的动态压力数据并不一定能够展现不稳定物理过程的全貌,从而难以准确、快速地预报燃烧振荡的发生,也就很难发挥主动控制实时和快速的优势。

如果仅局限在自激振荡范围,近年来相当多的研究表明火焰场的稳定性与火焰的时均结构密切相关。例如,在提高燃烧室进口温度时,火焰速度增加导致火焰长度变短,火焰进入角涡区,振荡加强^[6];添加多孔介质材料后,角涡区消失,火焰张角变小,振荡减弱^[7];分开分层的火焰结构有利于稳定燃烧^[8];去除火焰筒的突扩角涡区有助于抑制燃烧振荡^[9]。针对这些现象的分析结论已经用于燃烧振荡被动控制方法的发展,比如燃烧室头部结构、火焰筒结构和燃料分级比的优化。而文献^[10]的研究表明,至少在部分工况下,火焰时均结构的改变发生在压力脉

动增长之前100ms以上,表明利用火焰的时均结构,有可能在振荡发生之前实现快速而准确的预报,让主动控制系统发挥作用,避免燃烧振荡的发生。

目前利用火焰图像来预报燃烧振荡研究较少且并不深入^[11-12],文献^[11]没有实现实时预报,文献^[12]的预报信号并不优先于压力信号。究其原因,主要是因为基于火焰图像的预报方法对传感器和算法的要求更高,与压力信号相比火焰图像处理所需的计算量和计算时间并不占优。有研究者试图采用模态分解方法,实现振荡诊断和实时预报功能^[13-14],然而这些研究的计算过程较为复杂,现阶段移植到发动机上的难度较大,有必要对其进行简化,使其能够高效、快速、准确、稳定、实时地运行在发动机控制系统中。

本文拟采用全连接神经网络的方法,基于火焰图像对燃烧振荡进行预报。两种不同的思路将被采用并验证:首先探索使用降低分辨率的图像进行振荡预报的可行性,并统计了使用各种分辨率图像的预报精度;其次,基于火焰图像提取根部释热、壁面释热、火焰长度和张角等火焰结构特征参数,并将其输入神经网络用于振荡预报;最后,本文对这些火焰结构特征参数对燃烧振荡的影响作用进行敏感性分析。

2 实验及分析方法

2.1 实验系统、对象和工况

动态燃烧实验件如图1所示,采用BASIS燃烧器(Beihang axial swirler independently-stratified burner),其头部为中心分级方式,一圈环形的主燃级包围着预燃级。完全预混的甲烷和空气混合气流量通过两个质量流量控制器(Mass flow controller, MFC),分别通过堵塞小孔喷入燃烧器的主燃级和预燃级。燃烧器中有五个高频压力传感器(PCB),本文主要使用S₃传感器采集的压力脉动作数据处理,对其进行快速傅里叶变换,将频域峰值高于300Pa的工况标记为振荡工况,文献^[8]指出,在本燃烧器上,300Pa的压力振幅已经达到极限环状态,可以确定发生热声振荡。该实验件总空气流量为12g/s,其空气流量分配为主燃级10g/s,预燃级2g/s。

为了模拟振荡预报的工作流程,需要先采集稳态火焰的振荡形态。因此,此处通过200mm长玻璃圆筒来拍摄火焰形态,使用800mm长玻璃圆筒来标注

振荡与否(本文将这个结果称为标签)。原因是火焰在长筒下更容易振荡,但时均结构和短筒相似^[15]。

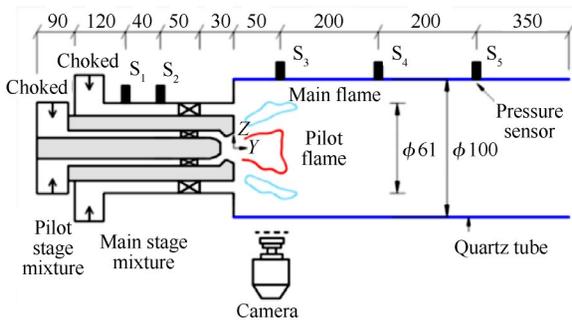


Fig. 1 Schematic of BASIS test-rig (mm)

实验工况有两个关键参数,即预燃级当量比 φ_p 和主燃级当量比 φ_m 。共有60个不同工况,基本涵盖各种火焰形态,每个工况点以5000Hz的频率拍摄500张可见光高速摄像,然后每10张做一次平均,生成50张平均图像。这些平均图像虽然大致相同,但是略有区别。原始图像的分辨率为768×768。因此,共有60×50=3000张平均图像,它们被随机分成三份,即训练集、验证集和测试集,分别为2000张,700张和300张。训练集用于提升神经网络性能,验证集用于判断网络是否过拟合,测试集用于最终标定网络精度。这三个集合在本文中数量都较为充足,可以覆盖该燃烧器的常见火焰形态。在实践中,如果需要获得更高的精度,根本方法是继续扩大实验的规模,采集更多种类的火焰形态图像数据,这样才能够保证神经网络对于各种形状的火焰做出更为准确的相应。文中针对降低分辨率和提取火焰结构参数两种方式的神经网络、使用了不同随机种子的训练集、验证集和测试集,来保证提取火焰结构参数的结果符合普遍物理规律,而不是对降低分辨率结果分析的简单归纳和回归分析。

本文内容涵盖60个实验工况,其中振荡工况24个,稳定工况36个,振荡工况占40%,稳定工况占60%。振荡工况和稳定工况的预燃级和主燃级当量比见图2。由图可见,当总当量比较大时,燃烧器容易发生热声振荡,这和之前的实验结果符合^[8]。

2.2 全连接神经网络

本文所有模型都使用三层的全连接神经网络,它包括输入层、输出层和一个隐藏层,神经网络的架构如图3所示,它分列在不同层的基本单元组成,记录为 $a_n^{(m)}$,其中, m 代表其所处的层数, n 代表此单元在该层里的序号。在这个全连接网络中有两种单元,即偏置单元和普通单元,在图中以蓝色和黑色表示,

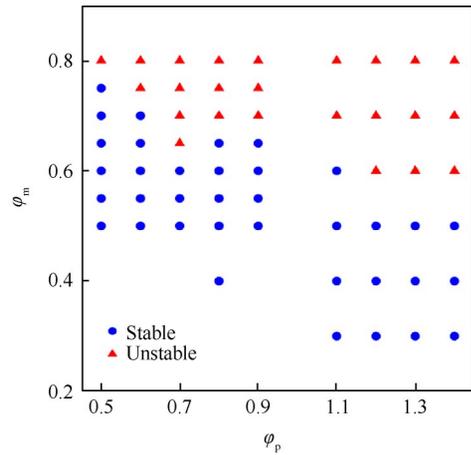


Fig. 2 Distribution of equivalence ratio of main/pilot stage

除了输出层,每一层都有一个偏置单元。输入层的普通单元数和数据维度一致,例如2×2分辨率的图片对应4个普通单元,5×5的图片对应25个普通单元。输出层为2个普通单元。如果把这两个单元看成向量,(0,1)代表预报状态为振荡,(1,0)代表预报状态为稳定。在本文使用的模型中,中间层普通单元的个数和任务相关,在使用降低分辨率方法时,其数量为4,在使用火焰结构参数方法时,数量则为8。

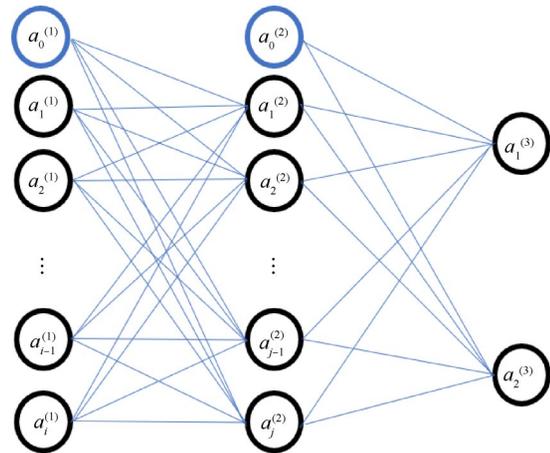


Fig. 3 Framework of the neural network

全连接神经网络本质上是一个拟合模型。它包括前向传播和后向传播两个过程。前向传播的目的是生成预报值,其过程见式(1),(2),式中 N 为上一层单元个数, $w_{in}^{(m-1)}$ 代表从上一层的第 i 个单元到这一层第 n 个单元的权重系数,activate表示激活函数。上一层的输出数值,需要经过加权求和与激活两个过程,成为下一层的输出。在本文的研究中,中间层的激活函数为ReLU^[16],输出层的激活函数为sigmoid^[17]。

$$a_n^{(m)} = \sum_{i=1}^N a_i^{(m-1)} w_{in}^{(m-1)} \quad (1)$$

$$a_n^{(m)} = \text{activate}(a_n^{(m)}) \quad (2)$$

后向传播的过程本质上就是最优化的过程。在后向传播中,前向传播所得的预报结果将与真实的标签进行比对,神经网络会根据比对的误差自适应地优化权重系数,使得预报和真实的差距减小。这个流程也叫做“训练”,当训练集所有样本都进行一次前向传播和后向传播,称为训练进行一个批次。本文的所有实验都进行4000个批次,优化权重系数的算法为Adam算法^[18]。训练超参数中,学习率设置为0.01,权值衰减率设置为 1×10^{-7} 。

本文针对实验室级别的测试结果进行分析,所有计算均采用配置Intel core i7-7500u处理器的个人计算机完成。神经网络训练用时均 $<60\text{s}$,而最终根据200张火焰图像序列进行燃烧振荡与否的预测耗时 $\leq 2\text{ms}$,远小于文献[10]报道的燃烧振荡转变过程时间。

2.3 降低图像分辨率处理

在实验室中获得的原始火焰照图像分辨率为 768×768 ,这些火焰图像的像素值可以作为总包释热和释热分布的参考^[19]。一张照片对应 $768 \times 768 = 589824$ 个整型数,如果全部加入计算,计算量将很大,对于工程实际应用并不现实,因此首先考虑降低分辨率。鉴于在工业应用中,如果要获取燃烧室的释热分布,最简单的方法便是将工业内窥镜或高频传感器伸入燃烧室中,受限于高温高压环境,这样采集到的火焰图像分辨率相对较低。因此,本文的实验室级别研究将火焰图像降低分辨率成若干个分区,以每一个分区中心点的数值来代表整个分区的释热分布情况,流程如图4所示。每一张图片的分布都将被归一化(所有像素点构成向量模值为1)。

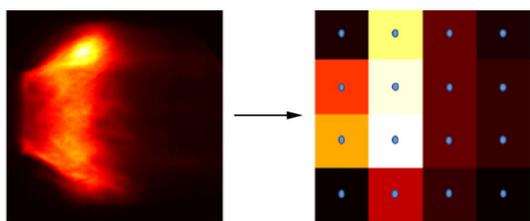


Fig. 4 General view of resolution degradation of flame images

降低火焰时均图像分辨率的效果如图5所示。可以看出,低分辨率图片丢失了火焰大量的结构信息,但还是基本保留了分区的释热情况。 10×10 的图像能够大致判断各个分区的对比关系。 20×20 分辨率的火焰图像已经基本能够识别火焰特征。

2.4 火焰结构特征参数

前文已经提到火焰长度、火焰张角、壁面作用和

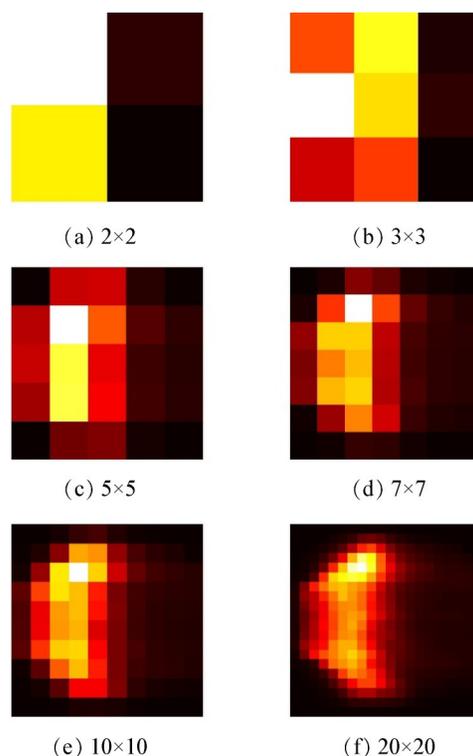


Fig. 5 Flame images with different resolutions

根部脱体对火焰的稳定性有着重要的影响。此处以BASIS燃烧器的两个工况为例进一步说明。图6(a)是一个振荡工况,预燃级火焰脱体,且主燃级火焰和壁面交互强烈;相比较而言,图6(b)是一个稳定工况,火焰附着,且没有出现明显的壁面交互。此外图6(b)的释热较为集中,强烈释热区比图6(a)离主预燃级出口更近,表征更短的火焰长度,火焰张角也更小。本文定义四个参数来量化上述四个物理概念,见图6(c)。

火焰长度和火焰的定义是围绕火焰释热“质心”展开的。其 x, y 坐标的计算式为

$$x_{\text{centroid}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i q_i \quad (3)$$

$$y_{\text{centroid}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i q_i \quad (4)$$

记上半张图片的质心坐标为 $(x_{\text{up}}, y_{\text{up}})$,下半张图片的质心为 $(x_{\text{down}}, y_{\text{down}})$,整张图片的质心为 $(x_{\text{all}}, y_{\text{all}})$ 。定义长度相关量 l 和张角相关量 a 为

$$l = x_{\text{all}} \quad (5)$$

$$a = 2 \cdot \arctan\left(\frac{y_{\text{up}} - y_{\text{down}}}{2x_{\text{all}}}\right) \quad (6)$$

壁面作用和根部脱体的影响通过计算壁面区域和根部区域的总释热强度来定义。由于原图为 768×768 的图片,将其降低分辨率为 224×224 ,因此以图片上下各40行像素格点的数值求和估计壁面作用的

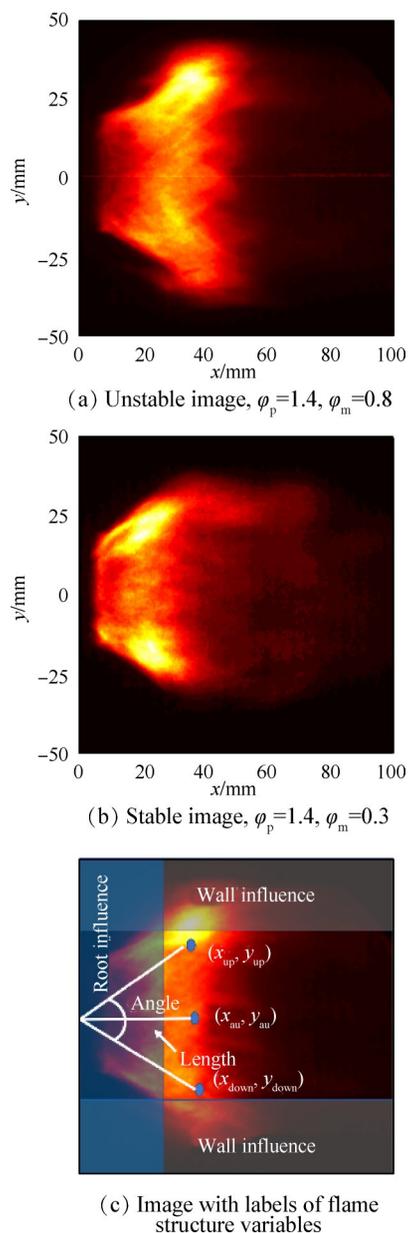


Fig. 6 Definition of flame structure variables

影响,以图片左侧 40 列像素格点的求和来估计根部脱体的影响。所有物理参量的定义如图 6(c)所示。

在数据输入神经网络之前,所有火焰结构参数都被归一化(除以所有图片中该项结构参数的最大值)。

3 结果和讨论

3.1 分辨率对预测结果的影响

首先选择 5×5 分辨率的图片为典型工况,训练集和验证集的精度(正确预报比例)随训练次数关系曲线如图 7 所示。由图 7 可以看出,随着训练次数的增加,训练集和验证集的精度都达到了 95% 以上。在训练的最后阶段,训练集精度会高于验证集精度,即有着轻微的过拟合,但是由于验证集精度仍然较高,

这个结果尚可接受。

降低分辨率后的精度如图 8 所示,从图中可以看出,即使在 2×2 的分辨率下,也能实现超过 70% 的预报精度,而高于 3×3 分辨率的精度全部超过 90%。超过 5×5 后,精度增长缓慢,均在 95% 以上。

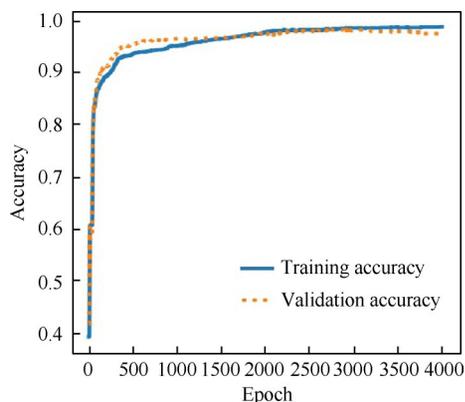


Fig. 7 Training curve

以 5×5 的工况为例,检查模型是否发生了偏见判断。其结果如表 1 所示,113 个振荡工况和 178 个稳定工况被正确预报,有 5 个振荡工况被错误预报成了稳定工况,4 个稳定工况被错误预报成振荡工况。由表 1 来看,模型没有表现出明显的倾向性(即更“愿意”预报为振荡或者稳定),并且精度较高。其余几个分辨率的结果也十分类似,此处不再赘述。

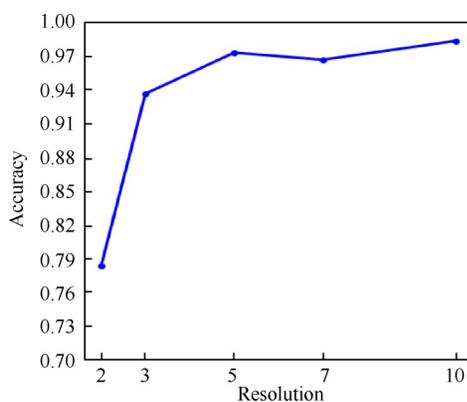


Fig. 8 Effects of resolution on accuracy

Table 1 Confusion matrix of the neural network using degraded resolution as inputs

Prediction	Experiment	
	Unstable	Stable
Unstable	113	4
Stable	5	178

3.2 火焰结构特征参数结果

使用人为定义的物理参量(火焰长度、火焰张

角、壁面作用、根部脱体)进行训练,也能得到预报精度较高的神经网络。在4000次训练后,测试集精度达96.67%。其混淆矩阵如表2所示,可以看出,该网络的预报比较保守,偏向于将图像预报为稳定,存在轻微的偏差,但是并不明显,总体准确率可以接受。

Table 2 Confusion matrix of the neural network using flame structure variables

Prediction	Experiment	
	Unstable	Stable
Unstable	126	1
Stable	9	164

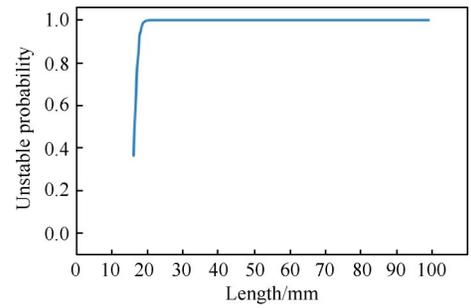
检查该神经网络在不同输入火焰结构参数下的评分,可以对其进行一定的解释性探究。为了考察方便,检查某项火焰结构参数的敏感性时,都将其它三项设置为固定值。以一个振荡工况为基准,结果如图9所示。

火焰长度对热声不稳定性的影响比较复杂,总体来说,火焰长度会影响延迟时间,如果延迟时间和火焰筒本身的声学模态耦合上,就能导致强烈的热声振荡^[20]。在BASIS燃烧器上,总体趋势是当量比越大,越容易发生热声振荡^[8]。在此工况下,当量比增大,火焰长度变长,见图9(a),振荡概率增大,和实验现象是符合的。

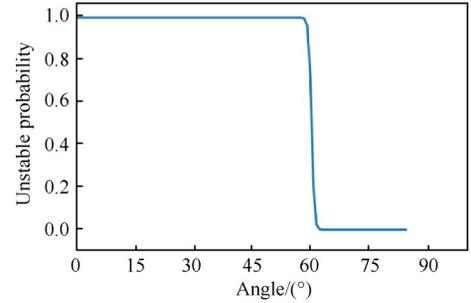
对于振荡工况,增大张角的涵义即缩短火焰长度,且根部释热加强,火焰驻定,这和改变神经网络的角度参数输入所取得的结果是符合的,见图9(b)。

改变壁面和根部释热强度的影响如图9(c)和9(d)所示,总体来说,壁面附近释热增强,火焰与壁面交互增加,火焰容易不稳定,文献[10]也有类似的报道。根部附近的释热强度影响呈现先增加后减少的特点,在当量比低时候,虽然火焰脱体,但是不容易振荡,因此振荡概率低;此时,增加根部释热相当于增加当量比,如果火焰根部依然脱体,则容易发生振荡,因此出现振荡概率峰值;继续增加根部释热,火焰驻定,趋于稳定。

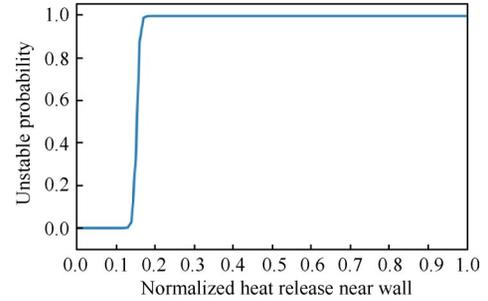
总体而言,通过火焰结构特征参数,进行神经网络训练,也能够得到较高的预报精度,并且结果符合物理规律,具有一定的可解释性,可防止过拟合,降低不可预见的因素对预报结果的影响,有利于提高燃烧振荡预测系统及主动控制系统的鲁棒性。



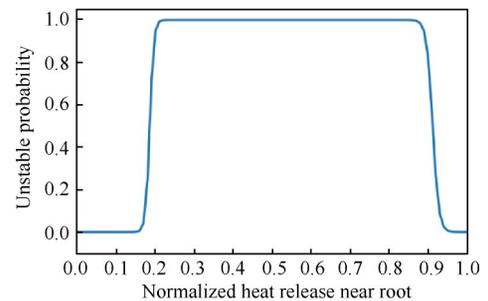
(a) Flame length sensitivity



(b) Flame angle sensitivity



(c) Sensitivity of heat release near wall



(d) Sensitivity of heat release near root

Fig. 9 Sensitivities of flame structure features

4 结论

本文通过全连接神经网络对常温常压下甲烷预混同心分层旋流火焰的燃烧振荡进行预报,得到如下结论:

(1)使用全连接神经网络,以火焰图像信息为输入参数,能够较准确、快速地预报燃烧振荡现象,200张图像序列预测在实验室环境下使用个人计算机CPU预报时间不超过2ms。

(2)以火焰图像作为输入,分辨率越高,预报精

度越好,分辨率为 20×20 时,精度达到98.23%。但即使分辨率降到 3×3 ,振荡预报精度也超过90%。

(3)以火焰结构特征参数为输入,预报精度超过90%,预报结果符合物理规律。壁面释热强,根部释热少(火焰脱体),燃烧振荡加强,这和目前文献报道的规律是相符的。

以压力为输入量的燃烧振荡预报方法,存在难以快速预报燃烧振荡的问题,而基于火焰图像预报方法在早期阶段存在算力不足的瓶颈。全连接神经网络作为一种拟合工具,可以从大量燃烧数据中“学习”如何快速预报燃烧振荡,可作为发动机燃烧室的振荡监测、识别及预报方法,融入到燃烧主动控制算法中,为极端条件下的燃气轮机燃烧室稳定工作提供“智能化”控制方案。

致 谢:感谢国家自然科学基金和国家重大科技专项的资助。

参考文献

- [1] Culick F E C. Combustion Instabilities and Rayleigh's Criterion[M]. New York: Springer, 1991.
- [2] 李 磊,孙晓峰. 推进动力系统燃烧不稳定性产生的机理、预测及控制方法[J]. 推进技术, 2010, 31(6): 710-720. (LI Lei, SUN Xiao-feng. Mechanism, Prediction and Control Method of Combustion Instability in Propulsion System [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2010, 31(6): 710-720.)
- [3] Noiray N, Denisov A. A Method to Identify Thermoacoustic Growth Rates in Combustion Chambers from Dynamic Pressure Time Series[J]. *Proceedings of the Combustion Institute*, 2017, 36(3): 3843-3850.
- [4] Seshadri A, Nair V, Sujith R I. A Reduced-Order Deterministic Model Describing an Intermittency Route to Combustion Instability [J]. *Combustion Theory and Modeling*, 2016, 20(3): 441-456.
- [5] DeLaat J C, Kopasakis G, Saus J R, et al. Active Combustion Control for a Low-Emissions Aircraft Engine Combustor Prototype: Experimental Results [J]. *Journal of Propulsion and Power*, 2013, 29(4): 991-1000.
- [6] Broda J C, Seo S, Santoro R J, et al. An Experimental Study of Combustion Dynamics of a Premixed Swirl Injector [J]. *Symposium (International) on Combustion*, 1998, 27(2): 1849-1856.
- [7] Meadows J, Agrawal A K. Time-Resolved PIV of Lean Premixed Combustion Without and with Porous Inert Media for Acoustic Control [J]. *Combustion and Flame*, 2015, 162(4): 1063-1077.
- [8] Han X, Laera D, Morgans A S, et al. Flame Macrostructures and Thermoacoustic Instabilities in Stratified Swirling Flames [J]. *Proceedings of the Combustion Institute*, 2019, 37(4): 5377-5384.
- [9] Song H, Han X, Lin Y, et al. The Effect of the Corner Recirculation Zone on Separated Stratified Swirling Flames and Combustion Instabilities [R]. ASME GT-2019-90436.
- [10] Bonciolini G, Ebi D, Doll U, et al. Effect of Wall Thermal Inertia upon Transient Thermoacoustic Dynamics of a Swirl-Stabilized Flame [J]. *Proceedings of the Combustion Institute*, 2019, 37(4): 5351-5358.
- [11] Tokarev M P, Abdurakipov S S, Gobyzov O A, et al. Monitoring of Combustion Regimes Based on the Visualization of the Flame and Machine Learning [J]. *Journal of Physics Conference Series*, 2018, 1128(1).
- [12] Sarkar S, Lore K G, Sarkar S, et al. Early Detection of Combustion Instability from Hi-Speed Flame Images via Deep Learning and Symbolic Time Series Analysis [R]. PHM 15-057, 2015.
- [13] 张 弛,王 波,邹鹏飞,等. 同心旋流分层火焰的外激脉动特性统计学分析[J]. 航空动力学报, 2017, 32(8): 1801-1808.
- [14] 张 弛,周宇晨,韩 啸,等. 同心旋流分层预混火焰的动力学模态分析[J]推进技术, 2020, 41(3): 595-604. (ZHANG Chi, ZHOU Yu-chen, HAN Xiao, et al. Dynamic Mode Analysis on Internally-Staged-Swirling Stratified Premixed Flame [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2020, 41(3): 595-604.)
- [15] Taamallah S, LaBry Z A, Shanbhogue S J, et al. Thermo-Acoustic Instabilities in Lean Premixed Swirl-Stabilized Combustion and Their Link to Acoustically Coupled and Decoupled Flame Macrostructures [J]. *Proceedings of the Combustion Institute*, 2015, 35(3): 3273-3282.
- [16] Glorot X, Bordes A, Bengio Y. Deep Sarse Rectifier Neural Networks [C]. *Lauderdale: Proceedings of the Fourteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*, 2011.
- [17] Han J, Moraga C. The Influence of the Sigmoid Function Parameters on the Speed of Backpropagation Learning [C]. *Berlin: International Workshop on Artificial Neural Networks*, 1995.
- [18] Kingma D P, Jimmy B. Adam: A Method for Stochastic Optimization [C]. *San Diego: The 3rd International Conference for Learning Representations*, 2015.
- [19] 刘泽宇. 改变总当量比和分层比研究分层旋流火焰结构的特性[D]. 北京: 北京航空航天大学, 2018.
- [20] Lieuwen T, Torres H, Johnson C, et al. A Mechanism of Combustion Instability in Lean Premixed Gas Turbine Combustors [J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2000, 123(1): 182-189.