

一种基于神经网络的航改燃气轮机转速控制器^{*}

郭森闯^{1,2,3,4}, 何 皓⁵, 肖 波^{1,2,3,4}, 刘培军^{1,2,3,4}, 王子楠^{1,2,3,4}

- (1. 中国科学院工程热物理研究所 先进燃气轮机实验室, 北京 100190;
2. 中国科学院 轻型动力创新研究院, 北京 100190;
3. 中国科学院工程热物理研究所 先进能源动力重点实验室, 北京 100190;
4. 中国科学院大学, 北京 100190;
5. 中国联合重型燃气轮机技术有限公司, 北京 100015)

摘 要: 为了提升某型航改燃气轮机的转速控制性能, 提出一种双输入反正切神经网络控制器, 然后基于该航改燃气轮机的PI控制器以及该反正切神经网络控制器, 提出一种新型的集成控制器。采用仿真计算的方法, 通过跟踪测试、抗干扰测试和鲁棒性测试, 对比此三种控制器以及四种常规控制器的性能差异。结果表明, 在三次跟踪测试中, 集成控制器具有最优的综合跟踪性能; 给燃料量加入5%的干扰后, 集成控制器的抗干扰能力等于反正切神经网络控制器, 但高于另外五种控制器; 当工作环境温度增加以及压气机性能退化引起不确定性时, 七种控制器均能正常实施控制, 且仍以集成控制器的效果最优, 其鲁棒性最强。新型集成控制器具有最佳的综合转速控制性能, 能够保证该型航改燃气轮机安全高效的运行。

关键词: 航改燃气轮机; 转速控制; PI控制器; 反正切神经网络; 集成控制; 仿真测试

中图分类号: V239 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4055 (2023) 03-210677-13

DOI: 10.13675/j.cnki. tjjs. 210677

A Neural Network-Based Speed Controller of an Aero-Derivative Gas Turbine

GUO Sen-chuang^{1,2,3,4}, HE Ai⁵, XIAO Bo^{1,2,3,4}, LIU Pei-jun^{1,2,3,4}, WANG Zi-nan^{1,2,3,4}

- (1. Advanced Gas Turbine Laboratory, Institute of Engineering Thermophysics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
2. Innovation Academy for Light-Duty Gas Turbine, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
3. Key Laboratory of Advanced Energy and Power, Institute of Engineering Thermophysics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
4. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
5. China United Gas Turbine Technology Co.Ltd., Beijing 100015, China)

Abstract: In order to improve the speed control performance of a certain aero-derivative gas turbine, an arctangent neural network controller with dual inputs was proposed. Then, a novel integrated controller was proposed based on the proportional-integral (PI) controller of this aero-derivative gas turbine and this arctangent neural network controller. By adopting the method of simulation calculation, tracking test, disturbance-rejection

^{*} 收稿日期: 2021-09-23; 修订日期: 2022-03-02。

基金项目: 中国科学院轻型动力创新研究院创新引导基金项目 (CXYJJ20-QN-03)。

作者简介: 郭森闯, 博士生, 研究领域为航改燃气轮机建模与控制。

通讯作者: 肖 波, 硕士, 研究员, 研究领域为燃气轮机总体性能与控制技术。E-mail: xiaobo@iet.cn

引用格式: 郭森闯, 何 皓, 肖 波, 等. 一种基于神经网络的航改燃气轮机转速控制器[J]. 推进技术, 2023, 44(3): 210677. (GUO Sen-chuang, HE Ai, XIAO Bo, et al. A Neural Network-Based Speed Controller of an Aero-Derivative Gas Turbine[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2023, 44(3):210677.)

test and robustness test were carried out to compare the performance difference of these three controllers and four common controllers. The results show that during the three tracking tests, this integrated controller has the optimal comprehensive tracking performance. After 5% disturbance is added to fuel flow rate, the disturbance-rejection ability of this integrated controller is equal to that of arctangent neural network controller, but higher than that of another five controllers. When increasing operational ambient temperature and the deterioration of compressor performance cause the uncertainties, seven controllers all play the normal control role. In addition, the effect of this integrated controller is still the best, thus the robustness of it is the strongest. This novel integrated controller has the optimal comprehensive speed control performance, and is able to guarantee the safe and high-efficient operation of this aero-derivative gas turbine.

Key words: Aero-derivative gas turbine; Speed control; Proportional-integral controller; Arctangent neural network; Integrated control; Simulation test

1 引言

航改燃气轮机是一种由航空发动机改型而成的复杂动力机械,是工业领域中重要的能量转换和传递设备之一。当前,最典型的航改燃气轮机为美国通用电气公司的LM2500,以及随后的改型如LM2500+和LM2500+G4等。它们在现代工业中被广泛的应用,包括热力发电、管道加压和舰船动力等^[1]。近年来,随着应用领域的不断扩大,用户越发要求航改燃气轮机具备高效率、高灵活性和高可靠性的特点,这给控制系统的设计、优化带来了巨大挑战。传统的PID (Proportional-integral-derivative)控制由于自身的局限性,难以获得理想的控制性能。因此,国内外学者引入智能控制技术如专家系统、模糊逻辑和神经网络等设计先进的控制器,以完成航改燃气轮机的控制任务,同时满足用户日益提高的控制要求。其中,神经网络得到了最快的发展和进步,已经被广泛地应用于许多领域^[2-3]。在燃气轮机控制领域,其扮演着不同的角色,应用对象不仅有航改燃气轮机,还包括微型燃气轮机、重型燃气轮机和航空发动机等。

一些学者将神经网络直接开发为控制器,Asgari等^[4]针对一个低功率的燃气轮机发动机,设计了PID控制器和基于非线性自回归滑动平均模型的人工神经网络控制器,通过仿真发现人工神经网络控制器的性能优于PID控制器。Mai^[5]提出了一种人工神经网络控制器来控制双燃气轮机系统,仿真结果表明,人工神经网络控制器能够增加控制精度,从而可以取代传统的PID控制器。针对某型涡扇发动机推力下降的问题,姚彦龙等^[6]将动态神经网络逆控制用于该发动机的直接推力控制,通过仿真证明了该控制方案具有良好的动、静态性能。闫召洪等^[7]提出一种

基于变增量线性规划优化神经网络的控制方法用于航空发动机推力衰退缓解控制,其中,神经网络控制器用于内环控制转速,仿真表明,该控制设计方法在保证发动机性能退化但不超限的条件下,使推力衰退至少缓解了46.5%。

有学者设计了神经网络整定PID参数的控制器,姚华等^[8]将BP(Back propagation)神经网络在线整定PID控制器的三个增益参数,用于航空发动机全包线控制以及退化发动机的控制,数字仿真验证了该控制方法的有效性。Wang等^[9]提出一种BP神经网络整定的PID控制器,用于实现一个微型燃气轮机的排气温度控制,仿真表明该控制器能够改善排气温度的动态响应特性,且其抗干扰性能优于PID控制器。邵文馨等^[10]针对某型航空发动机,提出一种BP模糊神经网络整定PID控制器,并提出了一种快速模拟退火算法优化BP模糊神经网络的方法,仿真表明,该控制器和优化方法提高了航空发动机的工作效率。

另有学者将神经网络和模糊逻辑结合起来,实施燃气轮机的控制。Iqbal等^[11]针对功率在18.2~106.7 MW的重型燃气轮机,提出了一种模糊-神经网络控制器,以解决机组接入电网后的稳定性问题。为了保证燃气轮机负荷调度系统的频率稳定性,Mouloudi等^[12]使用模糊逻辑、神经网络和遗传算法来设计高精度的控制器,通过仿真发现,相对于Ziegler-Nichols整定PID控制器和模拟退火算法整定PID控制器,该控制器拥有更好的控制效果。

此外,傅强等^[13]提出了一种基于遗传算法的PID神经网络解耦控制,对某型涡喷发动机进行双变量解耦控制研究,结果表明,该控制方法通过简单学习和训练即可实现双变量的有效解耦。针对航空发动机的不确定性和时滞问题,黄馨阁^[14]提出了一种

RBF(Radial basis function)神经网络的滑模控制器,设计了幂函数趋近律解决滑模控制的切换面抖振现象,RBF网络用于实时补偿等效干扰的影响,仿真结果表明,该类控制器具有良好的稳态和动态性能。

以上关于神经网络技术在不同类型燃气轮机控制中的研究非常丰富,神经网络技术发挥了不同的作用,并取得了相应的成果,表明神经网络在燃气轮机控制上具有一定的应用潜力。但当前使用的多为传统的BP和RBF神经网络,无法避免复杂的迭代计算过程,且与模糊逻辑、优化算法和滑模控制等的结合也相对增加了在工业控制器上实施的难度。而中山大学的张雨浓等^[15-16]提出了一些结构更简单的新型神经网络,且给出的权值直接确定法仅需一步即可计算出最佳连接权值向量,不仅大大降低了工作量,而且显著提高了计算速度,易于硬件实现,使其拥有巨大的应用潜力。这些新型神经网络已经在许多领域得到了应用,主要用于实现参数预测^[17]。但较少应用在航改燃气轮机控制上,况且将这些新型神经网络控制器与PI控制器构成集成控制器的研究也相对较少。

就航改燃气轮机的转速控制而言,其原PI控制器的响应速度快,但在小范围内的控制性能还有一定的提升空间。而新型神经网络的强非线性映射和逼近性能使其恰恰适宜于小范围内的调节优化。因此,本文首先提出一种双输入反正切神经网络控制器,在原PI控制器的基础上,引入该反正切神经网络控制器,提出一种新型的集成控制器,并进行跟踪测试、抗干扰测试和鲁棒性测试,以验证该集成控制器的性能,以期对航改燃气轮机乃至其他类燃气轮机的转速控制系统优化、升级提供一定的参考。

2 航改燃气轮机模型

本文的研究对象为一种发电用航改燃气轮机,其结构如图1所示,其中,主要部件包括:压气机、燃烧室、涡轮和动力涡轮。图1中数字0~6分别表示进气道入口截面、压气机入口截面、压气机出口截面、燃烧室出口截面、混合气体截面、涡轮出口截面和动力涡轮出口截面。为了深入理解各部件的工作特性,依据文献^[18]的推导过程,以下给出进气道和四个主要部件的数学模型。

2.1 进气道

环境空气首先通过进气道,过滤掉其中的固体杂质。进气道出口的压力为

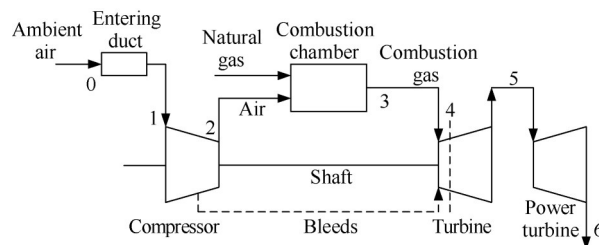


Fig. 1 Structure of an aero-derivative gas turbine

$$p_1 = \sigma_{en} p_0 \quad (1)$$

式中 σ_{en} 为进气道的压力恢复系数; p_0 为环境压力,MPa。

进气道出口温度为

$$T_1 = T_0 \quad (2)$$

式中 T_0 为环境温度,K。

2.2 压气机

过滤后的空气进入压气机,被压缩为高压气体,压气机出口压力为

$$p_2 = p_1 \beta_c \quad (3)$$

式中 β_c 为压气机压比。

压气机理想出口比焓为

$$\varphi_2^* = \varphi_1 + R_g \ln \beta_c \quad (4)$$

式中 φ_1 为压气机实际入口比焓,J/(kg·K); R_g 为气体常数,J/(kg·K)。

根据温度拟合多项式,可以求得压气机理想出口温度 T_2^* ,进而求得理想出口比焓 h_2^* ,则压气机实际出口比焓为

$$h_2 = h_1 + (h_2^* - h_1)/\eta_{c,s} \quad (5)$$

式中 $\eta_{c,s}$ 为压气机等熵效率。

再根据温度拟合多项式,即可求得压气机实际出口温度 T_2 。由于该航改燃气轮机的压气机存在抽气,则压气机出口质量流量为

$$q_2 = q_1 - \sum_i q_i \quad (6)$$

式中 q_i 为第*i*股抽气的质量流量,kg/s。

压气机消耗的功率为,

$$P_c = q_1 (h_2 - h_1) - \sum_i q_i (h_2 - h_i) \quad (7)$$

式中 h_i 为第*i*股抽气的比焓,J/kg。

2.3 燃烧室

压气机出口的高压空气与天然气在燃烧室中合并燃烧,燃烧室出口的压力为

$$p_3 = \sigma_{com} p_2 \quad (8)$$

式中 σ_{com} 为燃烧室的压力恢复系数。

燃烧室出口的质量流量为

$$q_3 = q_2 + q_f \quad (9)$$

式中 q_f 为天然气的质量流量, kg/s。

燃烧室出口的比焓为

$$h_3 = (q_2 h_2 + q_f h_f + \eta_{\text{com}} q_f Q_L) / q_3 \quad (10)$$

式中 h_f 为天然气的比焓, J/kg; η_{com} 为燃烧效率; Q_L 为天然气的低位发热量, J/kg。

2.4 涡轮

燃烧生成的高温燃气流出燃烧室后, 去推动涡轮对外做功。该航改燃气轮机的压气机抽气去冷却涡轮, 则需要首先计算混合气体的参数。为了简化计算, 将冷却空气和高温燃气的混合过程视为等压过程, 即不考虑冷却空气掺混对主流燃气的影响, 混合气体的压力等于高温燃气压力, 且认为混合过程在涡轮入口处完成。则混合气体的压力为

$$p_4 = p_3 \quad (11)$$

混合气体的质量流量为

$$q_4 = q_3 + \sum_i q_i \quad (12)$$

混合气体的比焓为,

$$h_4 = (q_3 h_3 + \sum_i q_i h_i) / q_4 \quad (13)$$

混合气体在涡轮中膨胀做功后, 涡轮出口的压力为

$$p_5 = p_4 / \beta_t \quad (14)$$

式中 β_t 为涡轮膨胀比。

涡轮出口的质量流量为

$$q_5 = q_4 \quad (15)$$

涡轮理想出口比焓为

$$\varphi_5^* = \varphi_4 + R_g \ln \beta_t \quad (16)$$

依据温度拟合多项式, 可以确定涡轮理想出口温度 T_5^* , 进而可以计算理想出口比焓 h_5^* 。则涡轮实际出口比焓为

$$h_5 = h_4 - (h_4 - h_5^*) \eta_{t,s} \quad (17)$$

式中 $\eta_{t,s}$ 为涡轮等熵效率。

涡轮输出功率为

$$P_t = q_4 (h_4 - h_5) \quad (18)$$

2.5 动力涡轮

由于动力涡轮的模型与涡轮非常相似, 不再详细赘述, 仅给出其输出功率, 即

$$P_{pt} = q_5 (h_5 - h_6) \quad (19)$$

式中 h_6 为动力涡轮实际出口比焓, J/kg。

3 新型集成控制器设计及性能指标

为了更好地进行后续的转速控制研究, 本部分首先给出该航改燃气轮机的原 PI 控制器内部结

构; 然后介绍反正切神经网络的工作过程、权值直接确定法、结构自动确定算法以及构成的控制器; 最后, 基于以上两种控制器, 设计了新型的集成控制器。

3.1 PI 控制器

该航改燃气轮机使用原 PI 控制器时, 整体控制系统如图 2 所示。原 PI 控制器的内部结构如图 3 所示, 由多个控制回路组成。对于该航改燃气轮机而言, 正常运行时, 只有动力涡轮转速控制和转速控制起作用; 动态过程中, 加速率控制和减速率控制起作用; 其余六路是保护回路, 当机组出现超温、超压或超转等现象时发挥保护作用, 保证机组的安全运行。

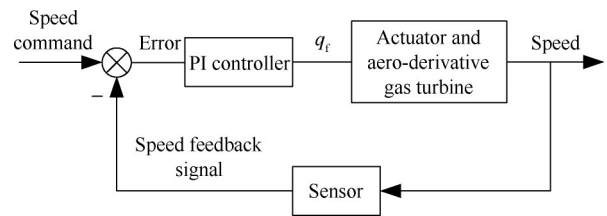


Fig. 2 Original PI control system of aero-derivative gas turbine

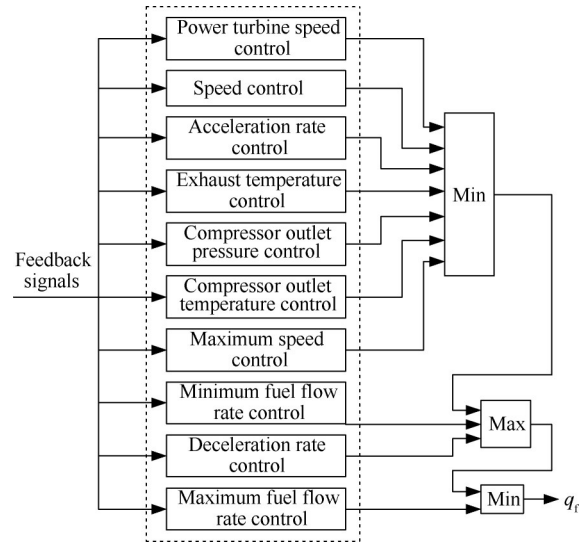


Fig. 3 Inner structure of PI controller

3.2 反正切神经网络控制器

张雨浓等^[15-16]通过设置不同的隐含层激活函数, 提出了一些新型神经网络, 并给出了更加简单的一步权值直接确定法和结构自动确定算法, 简化了网络计算并提高了工作精度。本文受其工作的启发, 使用反正切函数序列: $1, \arctan(x), \arctan(2x), \dots, \arctan(Nx)$ 构造隐含层激活函数, 提出一种反正切神经网络, 其结构如图 4 所示。该网络为双输入-单输

出网络,总体结构包括三层:输入层、隐含层和输出层。

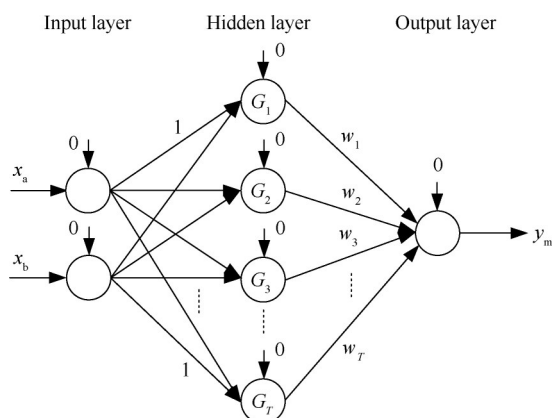


Fig. 4 Structure of arctangent neural network

该反正切神经网络的工作过程包括信号前向传播过程和误差反向传播过程,分别叙述如下。

3.2.1 信号前向传播过程

为了简化计算,将输入层至隐含层的连接权值全部设为1,所有神经元的阈值均设置为零。

输入层的输入为

$$X_{in}(t) = \{x_a(t), x_b(t)\} \quad (20)$$

式中 t 表示当前时刻。

输入层采用线性激活函数,其输出为

$$X_{out}(t) = X_{in}(t) \quad (21)$$

前已述及,输入层至隐含层的连接权值设置为1,则隐含层第 j 个神经元的输入为

$$H_{in,j}(t) = X_{out}(t) \quad (22)$$

采用反正切函数序列实现隐含层的映射,首先给出反正切函数序列如下

$$g_1(x) = 1 \quad (23)$$

$$g_2(x) = \arctan(x) \quad (24)$$

.....

$$g_N(x) = \arctan[(N-1)x] \quad (25)$$

由于该网络为双输入网络,需要使用两个反正切函数序列,构造隐含层激活函数序列如下,

$$G_1(x) = g_1(x)g_1(x) \quad (26)$$

$$G_2(x) = g_1(x)g_2(x) \quad (27)$$

.....

$$G_N(x) = g_{N_1}(x)g_{N_2}(x) \quad (28)$$

式中 N_1 为第一个反正切函数序列总个数, N_2 为第二个反正切函数序列总个数, N 为隐含层神经元的总个数,且 $N=N_1N_2$ 。

隐含层第 j 个神经元的输出为

$$H_{out,j}(t) = G_j[H_{in,j}(t)] \quad (29)$$

输出层的输入为

$$O_{in}(t) = \sum_j w_j(t)H_{out,j}(t) \quad (30)$$

输出层采用线性激活函数,则其输出为

$$O_{out}(t) = O_{in}(t) \quad (31)$$

3.2.2 误差反向传播过程

误差反向传播过程是为了修正隐含层至输出层的连接权值向量,使得误差函数最小,从而使神经网络输出更好地逼近真实输出。其中,误差函数的计算公式为

$$E(t) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K [y_k - O_{out}(t)]^2 \quad (32)$$

式中 y_k 为第 k 个采样数据 (x_k, y_k) 的输出值; K 为采样数据 (x, y) 的总个数。

为了使误差函数 $E(t)$ 最小,采用梯度下降法修正隐含层至输出层的连接权值向量。其中,第 j 个连接权值的增量为

$$\begin{aligned} \Delta w_j(t) &= -\alpha \frac{\partial E(t)}{\partial w_j(t)} \\ &= \alpha \sum_{k=1}^K [y_k(t) - O_{out}(t)] \frac{\partial O_{out}(t)}{\partial O_{in}(t)} \frac{\partial O_{in}(t)}{\partial w_j(t)} \\ &= \alpha \sum_{k=1}^K \{ [y_k(t) - O_{out}(t)] H_{out,j}(t) \} \end{aligned} \quad (33)$$

式中 α 为学习率,取值在0~1之间。

$(t+1)$ 时刻即下一时刻的第 j 个连接权值为

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \Delta w_j(t) \quad (34)$$

根据文献[15]推导的权值直接确定法,仅需一步即可获得隐含层至输出层的最佳连接权值向量,其计算公式给出如下

$$\mathbf{w}_{opt} = \text{pinv}(\mathbf{M})\mathbf{y} \quad (35)$$

式中 $\mathbf{w}_{opt} = \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_N \end{pmatrix}_{opt} \in R^{N \times 1}$;pinv为MATLAB中计算伪逆

的函数; $\mathbf{M} = \begin{bmatrix} G_1(x_1) & G_2(x_1) & \cdots & G_N(x_1) \\ G_1(x_2) & G_2(x_2) & \cdots & G_N(x_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ G_1(x_K) & G_2(x_K) & \cdots & G_N(x_K) \end{bmatrix} \in R^{K \times N}$ 为输

入受激励矩阵; $\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_K \end{pmatrix} \in R^{K \times 1}$ 为采样数据的输出值

构成的列向量。

除了连接权值向量外,隐含层神经元个数对神经网络的性能也有重大影响。为了获得网络逼近性能最佳的隐含层神经元个数,本文采用不定精度的结构自动确定算法^[15],工作流程如图5所示。首先,需要给出总误差函数 E_a 的计算公式,即

$$E_a = \frac{1}{2K} \sum_{k=1}^K (y_k - O_{out})^2 \quad (36)$$

具体的工作步骤如下:

(1) 初始化参数,将两个反正切函数序列的个数设置为相等, $N_1=N_2$ 。初始时刻,其序列个数 N_1 和 N_2 均设置为 $d=1$,最小个数为 $d_{min}=1$,总误差 $E_a=1$,最小总误差 $E_{a,min}=10$,该设置保证了初始时刻算法能够顺利向下执行。

(2) 判断 $d \leq d_{min}+1$ 或 $E_a \leq E_{a,min}$ 是否成立,若成立,继续(3);否则,跳到(6)。

(3) 根据采样数据和当前设置的网络结构,计算输入受激励矩阵 M ,由权值直接确定式(35)计算连接权值向量 w ,通过式(36)计算总误差函数 E_a 。

(4) 判断 $E_a \leq E_{a,min}$ 是否成立,若成立,执行 $d_{min}=d$, $w_{opt}=w$, $E_{a,min}=E_a$,继续(5);否则,直接继续(5)。

(5) 执行 $d=d+1$,返回(2)。

(6) 保存网络计算结果:最佳隐含层神经元个数 $N_{opt}=(d_{min})^2$,最佳连接权值向量 w_{opt} ,以及最小总误差 $E_{a,min}$,结束程序。

基于以上的阐述,将该反正切神经网络直接开

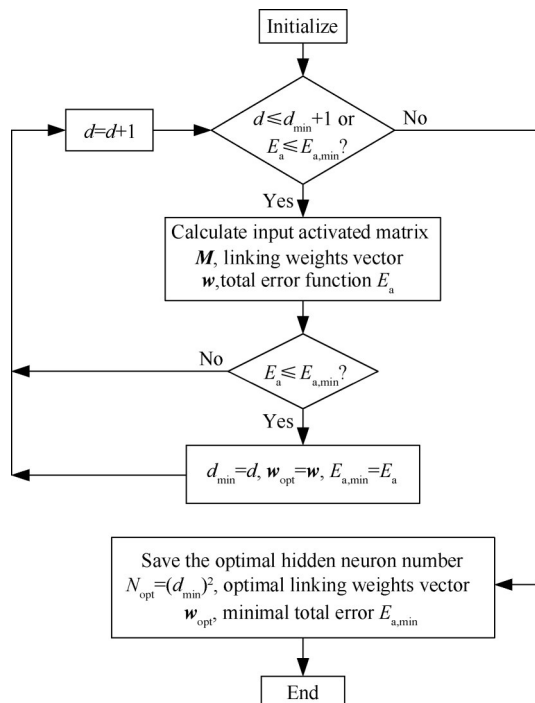


Fig. 5 Flowchart of structure automatic determination algorithm of arctangent neural network

发为控制器,整体的控制图形如图6所示,该反正切神经网络控制器的输入量为转速指令,以及转速指令与测量转速的偏差,输出量为燃料量。燃料量输送给执行器和航改燃气轮机,经过模型计算,航改燃气轮机输出转速值,经传感器测量后返回到控制器输入端,构成一个闭环控制。其中,神经网络的训练数据为PI控制器下采集的数据,训练方式为离线训练。

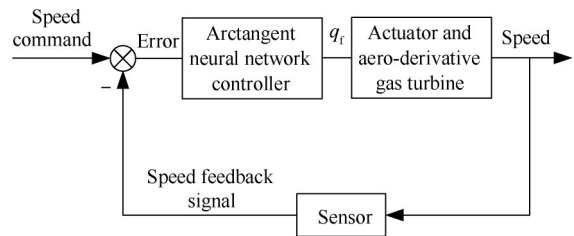


Fig. 6 Arctangent neural network control system of aero-derivative gas turbine

3.3 新型的集成控制器

为了进一步提升该航改燃气轮机原PI控制器的性能,引入3.2节的反正切神经网络控制器,提出一种新型的集成控制器,整体的控制图形如图7所示,控制器选择逻辑如下,即

$$CM = \begin{cases} 1, & error > 1 \\ 2, & error \leq 1 \end{cases} \quad (37)$$

当转速指令与测量转速的差值 $error$ 大于1即控制过程未进入稳态时, $CM=1$,航改燃气轮机选择原PI控制器;否则, $CM=2$,使用反正切神经网络控制器。该控制律能够将两个控制器各自的优势结合起来,既保证动态响应过程的快速性,又获得了较高的稳态精度,更好地实施航改燃气轮机的转速控制。

3.4 性能指标

为了评估新型的集成控制器性能,并验证其相对于PI控制器和反正切神经网络控制器的优势,定义以下跟踪性能指标和抗干扰能力指标,以便于后续测试结果分析。

3.4.1 跟踪性能指标

在跟踪测试中,使用四种性能指标:上升时间 t_r ,调节时间 t_s ,超调量 $\sigma\%$ 和稳态误差方差 s^2 来评价跟踪性能的优劣。其中,上升时间和超调量是控制领域中熟知的指标,以下只给出调节时间和稳态误差方差的定义:

(1) 调节时间

本文取 $\pm 2\%$ 作为误差标准,对于归一化的转速响应曲线,将调节时间 t_s 定义为转速归一化值与其终

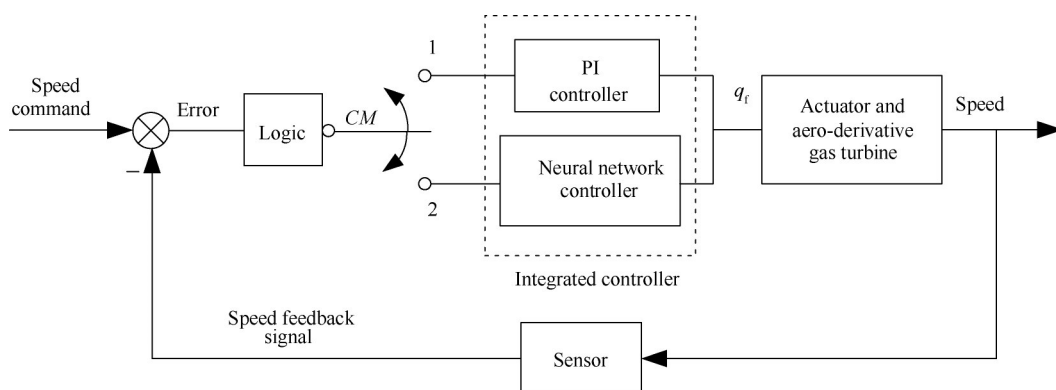


Fig. 7 Novel integrated control system of aero-derivative gas turbine

值归一化值的相对误差进入并始终保持在 $\pm 2\%$ 范围所需要的最短时间。

(2) 稳态误差方差

转速响应过程进入稳态后,将得到一个转速与终值的误差序列,求取该序列绝对值的方差 s^2 ,用以衡量稳态精度,其计算公式为

$$s^2 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I (err_i - ave)^2 \quad (38)$$

式中 $err_i = |n_i - n_\infty|$ 为第 i 个误差绝对值; n_∞ 为终值转速, r/min。 $ave = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I err_i$ 为绝对误差序列的平均值。

3.4.2 抗干扰能力指标

抗干扰测试中,在转速达到稳定并运行一段时间之后,给燃料量加入一定幅度的干扰,通过计算引起的转速变化百分比 δ 来评估控制器的抗干扰能力,计算公式如下

$$\delta = \frac{n_b - n_a}{n_a} \times 100\% \quad (39)$$

式中 n_a 为未加干扰时的转速值; n_b 为加入干扰后引起的最高转速值。

4 结果与讨论

基于以上提出的集成控制器,以及性能指标的定义,针对该航改燃气轮机的转速控制,本部分完成了该集成控制器的跟踪性能、抗干扰性能和鲁棒性能测试工作,并与PI控制器和反正切神经网络控制器进行比较。此外,为了更好地验证集成控制器的效果,引入常见的Sigmoid网络控制器(Sigmoid函数作为激活函数)和极限学习机(ELM),并采用与集成控制器相同的构造方法,构造PI-Sigmoid控制器和PI-ELM控制器,整个测试工作共包括七种控制器。

为了便于分析,以下部分中,用Controller 1~Controller 7分别代表PI控制器、反正切神经网络控制器、

集成控制器、Sigmoid网络控制器、PI-Sigmoid控制器、ELM和PI-ELM控制器。

本文开展的测试工作均基于MATLAB软件搭建的仿真平台,硬件条件为Windows10 64位操作系统,内存为8GB RAM,处理器为i5-6500 CPU。

4.1 跟踪测试

为了验证集成控制器的跟踪性能,当转速从0升高到设计转速9600r/min,并稳定运行一段时间后,分别给出三种转速阶跃指令:9660,9690和9720r/min,实施三次阶跃测试,对比三种控制器的跟踪性能差异。

4.1.1 转速指令9660r/min的阶跃测试

首先,设置阶跃指令为9660r/min,通过仿真测试,获得转速响应曲线如图8(a)~(c)所示,其中图8(b)和(c)为图8(a)的局部放大图。需要声明,本小节及后续部分,均对转速响应曲线和燃料量曲线进行了归一化处理。

从图8可知,相比于PI控制器和三种纯神经网络控制器,集成控制器、PI-Sigmoid和PI-ELM控制器的转速响应曲线调节更快,且波动更小。燃料量曲线如图9所示,可以看到,燃料量变化趋势与转速一致。对于集成控制器、PI-Sigmoid控制器和PI-ELM控制器,由于切换造成燃料量有一个突然下降,但相应的下降值分别为2,3,3g/s,不会给燃料阀门带来巨大的冲击。

通过计算,相应的跟踪性能指标在表1中给出,其中,最后一列 t_c 为纯神经网络的求解时间(下同),仅反正切网络、Sigmoid网络和ELM有数值,由于PI控制器没有求解过程,其余三种控制器直接使用求解结果,因此,这四种控制器均无求解时间。

需要声明,对于PI控制器的调节时间为9.783s,大于航空发动机的稳定时间。这是因为,本文的研究对象为航改燃气轮机,是一种工业发电用燃气轮

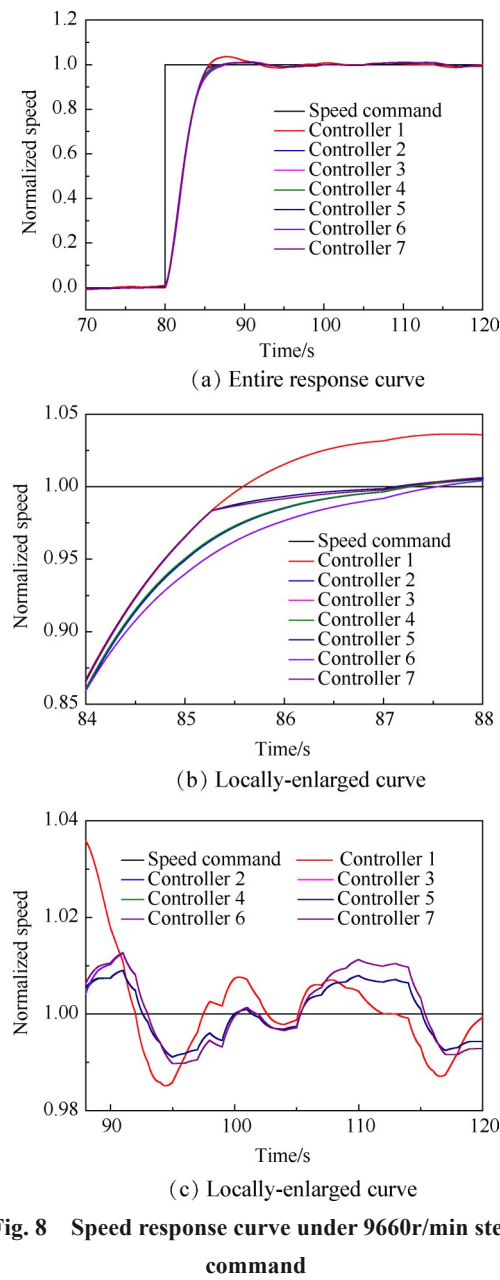


Fig. 8 Speed response curve under 9660r/min step command

机,其质量近4t,比航空发动机重,转动惯量和尺寸也大于航空发动机。由于是地面发电使用,更加关注机组安全和延长部件寿命,升速太快反而不利于机组安全运行。所以,其调节时间相对航空发动机要更长些。对于后续表中的PI控制器调节时间,解释相同。

从表1可以看出,反正切网络的求解时间为0.096s,且比Sigmoid网络和ELM更快,实时性较好。此外,跟踪性能方面,集成控制器和PI-Sigmoid控制器的四种性能指标非常接近,近乎相等,且综合来看,优于其他五种控制器。所以,在转速指令9660r/min下,集成控制器和PI-Sigmoid控制器的综合跟踪性能最佳,调节速度更快,稳态精度更高。

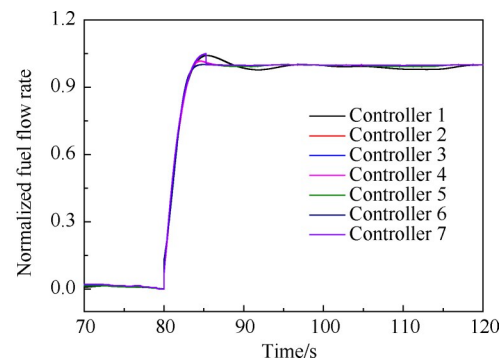


Fig. 9 Fuel flow rate curve under 9660r/min step command

Table 1 Tracking performance indexes of seven controllers under 9660r/min step command

Controller	t_r/s	t_s/s	$\sigma/\%$	s^2	t_e/s
1	5.568	9.783	3.707	0.073	/
2	6.700	5.768	1.479	0.028	0.096
3	6.125	5.215	1.480	0.026	/
4	6.675	5.744	1.479	0.028	0.109
5	6.123	5.123	1.480	0.026	/
6	7.049	6.158	1.990	0.048	0.246
7	6.130	5.216	2.001	0.046	/

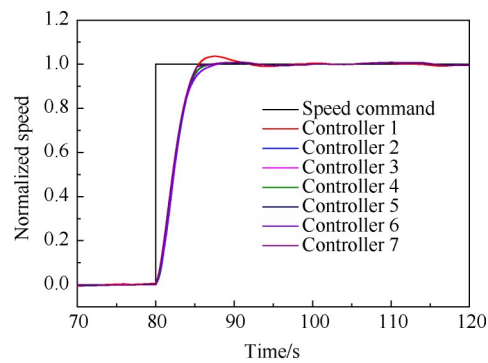
4.1.2 转速指令9690r/min的阶跃测试

将转速指令增加为9690r/min,再次进行阶跃仿真测试,图10(a)~(c)分别给出了转速响应曲线和其局部放大图,七种控制器中,集成控制器、PI-Sigmoid和PI-ELM控制器的调节速度较快,且波动更加平稳。图11给出了燃料量曲线,其变化趋势和转速相同。对于集成控制器、PI-Sigmoid和PI-ELM控制器的燃料量突然下降段,其降低数值分别为5,5,5g/s,不会对燃料阀门产生不利影响。

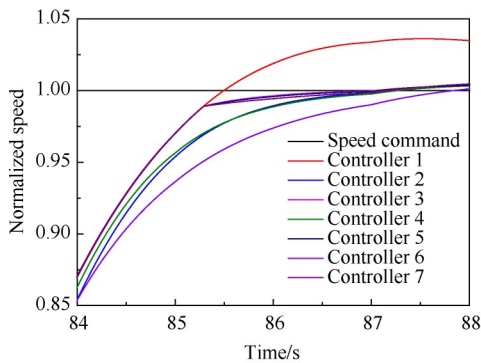
表2中给出了七种控制器的跟踪性能指标,可以看到,反正切神经网络的求解时间最快为0.088s,实时性最好。其中,集成控制器的调节时间最短为5.144s,稳态误差方差最低为0.024;超量为0.813%,绝对值仅高于反正切神经网络控制器0.001%,但显著低于其他五种控制器。综合来看,转速指令为9690r/min时,集成控制器的调节速度和稳态精度均优于其他控制器。

4.1.3 转速指令9720r/min的阶跃测试

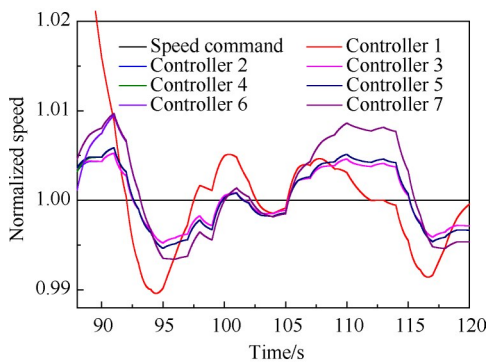
为了进一步考察集成控制器的跟踪性能,将转速指令继续增加到9720r/min,完整的转速响应曲线如图12(a)所示,局部放大效果如图12(b)和(c)所示,较之PI控制器和纯神经网络控制器,集成控制器、PI-Sigmoid和PI-ELM控制器依然调节更快,波动更小。燃料量曲线如图13所示,其与转速具有相同



(a) Entire response curve



(b) Locally-enlarged curve



(c) Locally-enlarged curve

Fig. 10 Speed response curve under 9690r/min step command

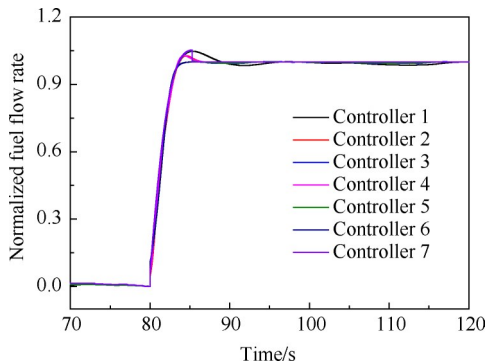


Fig. 11 Fuel flow rate curve under 9690r/min step command

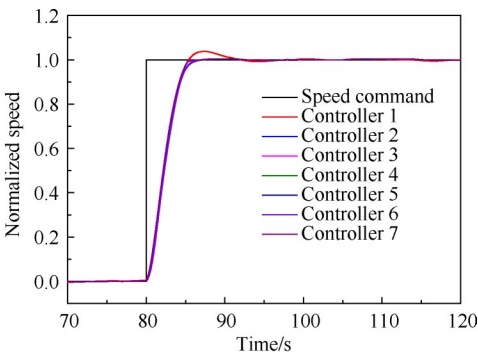
的变化趋势,在集成控制器、PI-Sigmoid和PI-ELM控制器下,虽然燃料量有突然下降,但仅分别降低了6,

7,7g/s,对燃料阀门无过大影响。

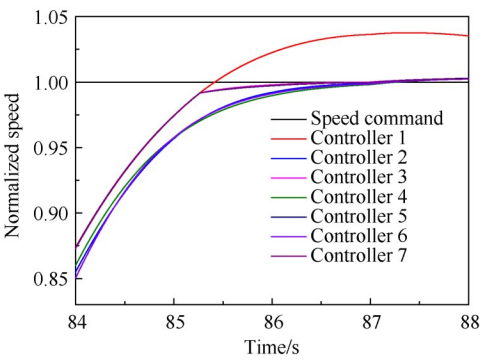
所有控制器的转速跟踪性能指标如表 3 所示,可以看出,反正切神经网络的求解时间最短为 0.091s,

Table 2 Tracking performance indexes of seven controllers under 9690r/min step command

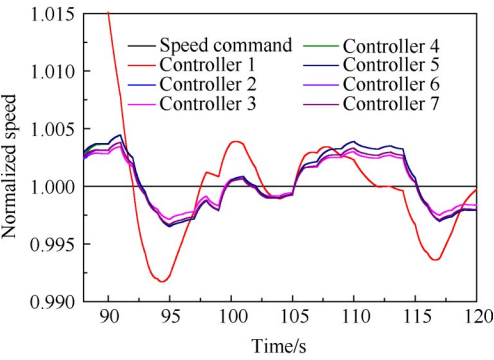
Controller	t_r/s	t_s/s	$\sigma/\%$	s^2	t_c/s
1	5.488	9.591	3.658	0.104	/
2	6.760	5.585	0.812	0.033	0.088
3	6.142	5.144	0.813	0.024	/
4	6.808	5.586	0.923	0.037	0.118
5	6.151	5.144	0.924	0.028	/
6	7.372	6.286	1.416	0.073	0.232
7	6.188	5.145	1.440	0.063	/



(a) Entire response curve



(b) Locally-enlarged curve



(c) Locally-enlarged curve

Fig. 12 Speed response curve under 9720r/min step command

求解速度最快。且集成控制器的调节时间最短为 5.081s,稳态误差方差最小为 0.027,超调量最低为 0.509%。尽管上升时间大于 PI 控制器,但从总体来看,在转速指令 9720r/min 下,集成控制器具备最佳的调节速度、波动性和稳态精度。

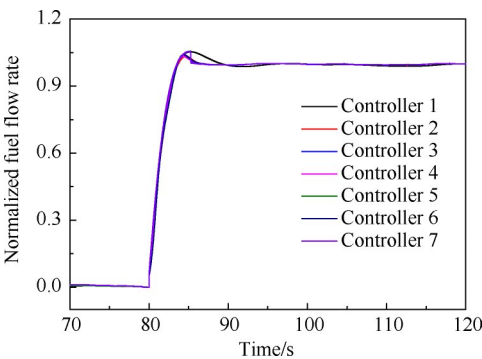


Fig. 13 Fuel flow rate curve under 9720r/min step command

Table 3 Tracking performance indexes of seven controllers under 9720r/min step command

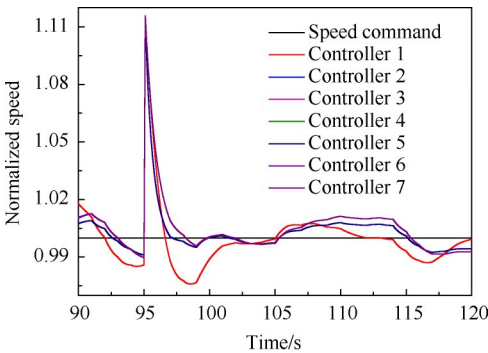
Controller	t_r/s	t_s/s	$\sigma/\%$	s^2	t_c/s
1	5.409	9.521	3.801	0.151	/
2	6.731	5.475	0.509	0.044	0.091
3	6.100	5.081	0.509	0.027	/
4	6.952	5.542	0.654	0.055	0.120
5	6.154	5.081	0.655	0.034	/
6	6.812	5.488	0.583	0.048	0.245
7	6.119	5.082	0.583	0.029	/

4.2 抗干扰测试

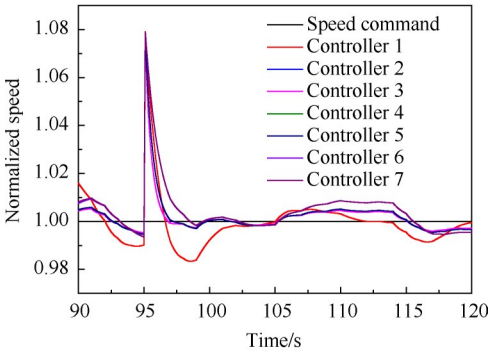
三种阶跃指令下,当转速响应曲线达到稳态(9600r/min)并运行一段时间后,在 95s 时给燃料量加入 5% 的干扰,通过计算引起的转速变化百分比,考察集成控制器的抗干扰能力。三种阶跃指令下的转速变化曲线分别如图 14(a)~(c)所示。由于在稳态调节阶段,集成控制器、PI-Sigmoid 和 PI-ELM 控制器中的神经网络控制器投入工作,因此,在图 14(a)~(c)中,纯神经网络控制器和对应的组合控制器的变化曲线几乎重合。从三幅图中可以看到,由于干扰的加入,相应的转速变化曲线在 95s 时都发生了突增,而后又逐渐恢复到指令值,表明各个控制器都具有抵抗外界干扰的能力。

计算各种控制器在 95s 时刻引起的转速变化百分比,如图 15 所示。可以看出,三种阶跃指令下,反正切神经网络控制器和集成控制器的转速变化百分比相等,分别为 $7.628\times10^{-2}\%$ 、 $7.564\times10^{-2}\%$ 和 $7.513\times10^{-2}\%$,明显低于另外五种控制器。因此,5%

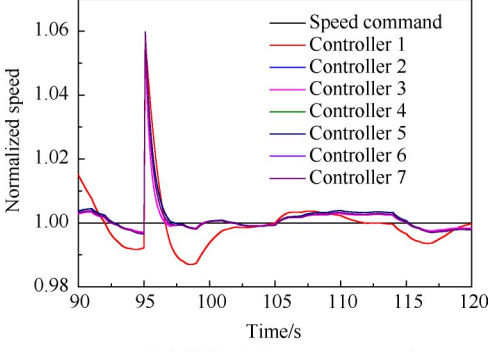
的干扰加入到燃料量后,集成控制器和反正切神经网络控制器的抵抗能力相等,且强于其他控制器。



(a) 9660r/min step command



(b) 9690r/min step command



(c) 9720r/min step command

Fig. 14 Speed variation curves after 5% disturbance is added to fuel flow rate

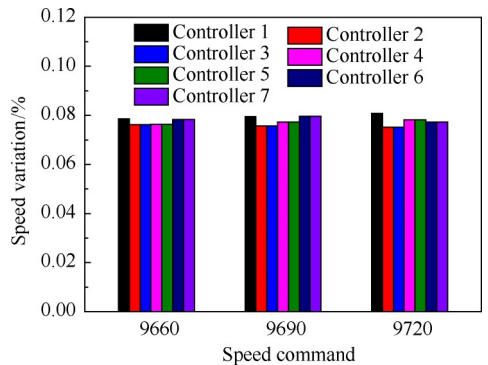


Fig. 15 Speed variation percentage which are caused by 5% disturbance

4.3 鲁棒性测试

除以上两种性能外,一个好的控制器还必须具备鲁棒性,即建模误差、部件性能退化以及参数扰动引起航改燃气轮机模型存在不确定性时,控制器依然能够正常工作。对于当前研究的航改燃气轮机,考虑其工作环境温度增加和压气机性能退化两种因素造成的不确定性,分别实施相应的阶跃跟踪测试,以验证集成控制器的鲁棒性,具体的测试工作及结果阐述如下。

4.3.1 工作环境温度增加

以阶跃指令 9720r/min 为例,将工作环境温度升高 7℃,进行仿真测试,相应的转速响应曲线如图 16 所示,其中,图 16(b)和(c)是图 16(a)的局部放大图。可以看到,七种控制器均能正常发挥作用,而相对于 PI 和三种纯神经网络控制器,集成控制器、PI-Sig-

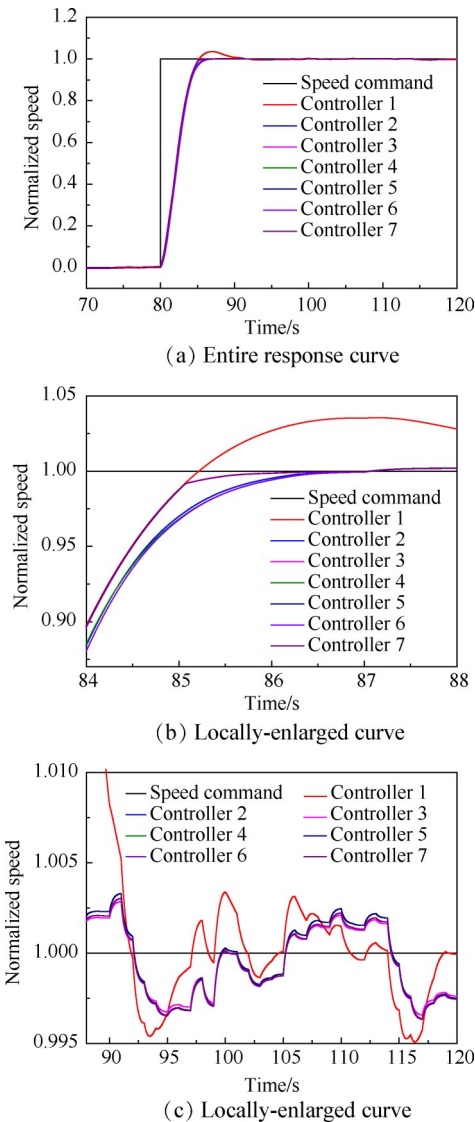


Fig. 16 Speed response curve when operational ambient temperature increases

moid 和 PI-ELM 控制器的调节更快速,稳态跟踪过程更平稳。燃料量变化曲线如图 17 所示,变化趋势与转速一致。对于集成控制器、PI-Sigmoid 和 PI-ELM 控制器的燃料量突降段,具体下降数值分别为 6, 6, 6g/s,不会给机组带来负面影响。

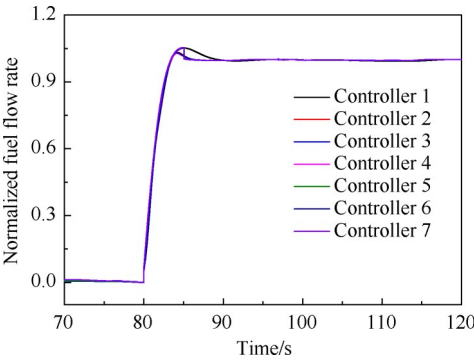


Fig. 17 Fuel flow rate curve when operational ambient temperature increases

七种控制器的跟踪性能指标如表 4 所示,可以看到,反正切神经网络的求解时间为 0.112s,求解速度比 Sigmoid 网络和 ELM 快,实时性更好。集成控制器的调节时间最短为 4.878s,超调量最低为 0.525%,稳态误差方差最小为 0.025;上升时间仅高于 PI 控制器,却明显低于其他五种控制器。从综合角度来看,航改燃气轮机的工作环境温度升高时,集成控制器的跟踪性能优于其他六种控制器。

Table 4 Tracking performance indexes of seven controllers when operational ambient temperature increases

Controller	t_r/s	t_s/s	$\sigma/\%$	s^2	t_c/s
1	5.213	8.647	3.562	0.126	/
2	6.243	5.247	0.525	0.042	0.112
3	5.614	4.878	0.525	0.025	/
4	6.335	5.303	0.581	0.044	0.125
5	5.625	4.879	0.581	0.026	/
6	6.319	5.307	0.559	0.044	0.227
7	5.617	4.883	0.559	0.027	/

4.3.2 压气机性能退化

同样以阶跃指令 9720r/min 为例,考虑由于结垢引起的压气机流量降低 7%,效率降低 2%^[19]。经过仿真测试,获得完整的转速响应曲线如图 18(a)所示,局部放大效果如图 18(b)和(c)所示。可以发现,集成控制器、PI-Sigmoid 和 PI-ELM 控制器的调节速度和波动幅度均优于 PI 控制器和纯神经网络控制器。燃料量曲线如图 19 所示,其与转速具有相同的变化

趋势。其中,对于集成控制器、PI-Sigmoid 和 PI-ELM 控制器的燃料量突降段,降低值分别为 3,4 和 4g/s,不会对机组产生过大的影响。

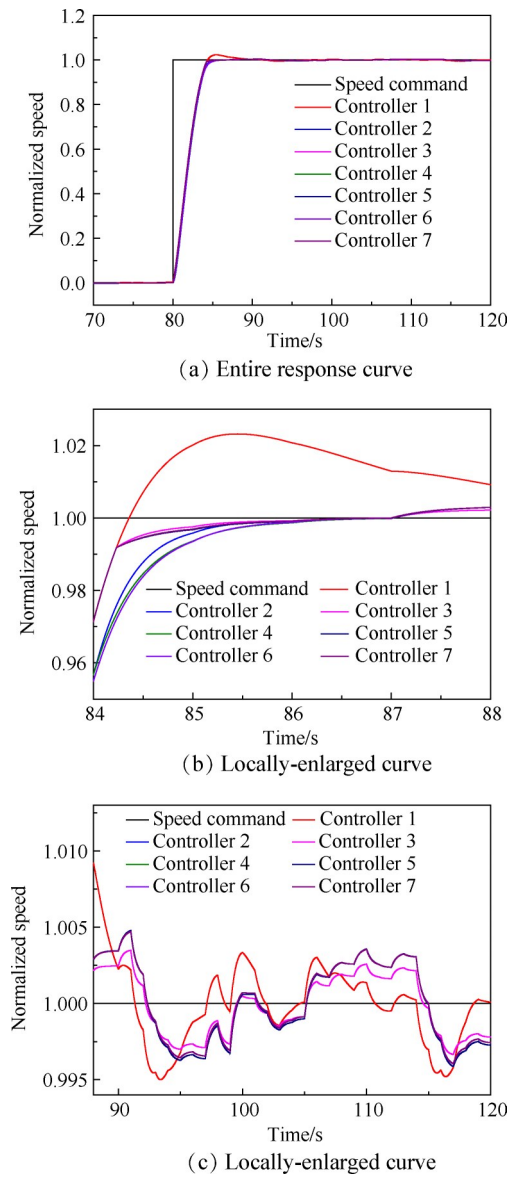


Fig. 18 Speed response curve when compressor performance deteriorates

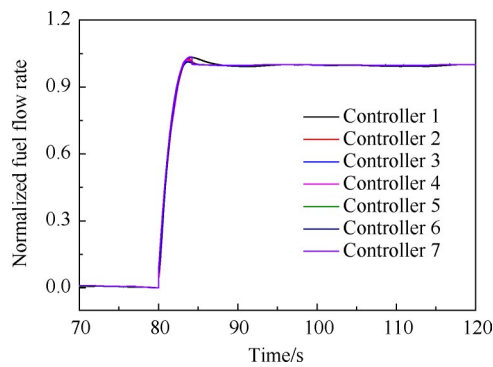


Fig. 19 Fuel flow rate curve when compressor performance deteriorates

计算各种控制器的跟踪性能指标如表 5 所示,可以看到,反正切神经网络的求解时间为 0.056s,低于其他两种网络,实时性较好。集成控制器的调节时间最短为 4.086s,超调量最低为 0.570%,稳态误差方差最小为 0.022;上升时间虽然大于 PI 控制器,但小于其他五种控制器。因此,从总体效果评价,该航改燃气轮机的压气机性能退化时,集成控制器的跟踪性能在当前所有控制器中最佳。

Table 5 Tracking performance indexes of seven controllers when compressor performance deteriorates

Controller	t_r/s	t_s/s	$\sigma/ \%$	s^2	t_c/s
1	4.359	6.120	2.311	0.153	/
2	5.278	4.304	0.570	0.033	0.056
3	5.049	4.086	0.570	0.022	/
4	5.459	4.368	0.754	0.044	0.259
5	5.100	4.086	0.754	0.029	/
6	5.476	4.394	0.730	0.043	0.334
7	5.101	4.086	0.730	0.029	/

5 结 论

本文基于航改燃气轮机提出了一种新型的集成控制器,得出结论如下:

(1)设置三种不同的转速阶跃指令 9660,9690 和 9720r/min,集成控制器的调节速度快,稳态精度高,优于其他六种控制器,综合跟踪性能最佳。

(2)在三种阶跃指令下,响应曲线进入稳态后,在 95s 时给燃料量加入 5% 的干扰,集成控制器的抵抗能力等于反正切神经网络控制器,且高于其他五种控制器。

(3)考虑工作环境温度增加,以及压气机性能退化引起的不确定性时,集成控制器的鲁棒性优于另外六种控制器。

从总体控制效果而言,在实施的仿真测试中,集成控制器的跟踪性能、抗干扰性能和鲁棒性均超过其他六种控制器。由于 PI 控制器已经工程化,且对应的反正切神经网络结构简单、求解快速,也易于硬件实现。所以,该集成控制器具有良好的工程应用前景。

致 谢:感谢中国科学院轻型动力创新研究院创新引导基金项目的资助。

参考文献

[1] 李孝堂. 世界航改燃气轮机的发展[M]. 北京: 航空工业出版社, 2017.

- [2] Guo K, Pan Y, Yu H. Composite Learning Robot Control with Friction Compensation: A Neural Network-Based Approach [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(10): 7841–7851.
- [3] Zhao D, Wang Y, Liang D, et al. Performances of Regression Model and Artificial Neural Network in Monitoring Welding Quality Based on Power Signal [J]. *Journal of Materials Research and Technology*, 2020, 9(2): 1231–1240.
- [4] Asgari H, Jegarkandi M F, Chen X Q, et al. Design of Conventional and Neural Network Based Controllers for a Single-Shaft Gas Turbine [J]. *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, 2017, 89(1): 52–65.
- [5] Mai N H. A Neural Control of the Parallel Gas Turbine with Differential Link [C]. *Ho Chi Minh: International Conference on System Science and Engineering*, 2017.
- [6] 姚彦龙, 孙健国. 基于神经网络逆控制的发动机直接推力控制 [J]. 推进技术, 2008, 29(2): 249–252. (YAO Yan-long, SUN Jian-guo. Aeroengine Direct Thrust Control Based on Neural Network Inverse Control [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2008, 29(2): 249–252.)
- [7] 闫召洪, 仇小杰, 黄金泉, 等. 航空发动机推力衰退缓解的神经网络控制 [J]. 航空动力学报, 2020, 35(4): 844–854.
- [8] 姚华, 袁鸯, 鲍亮亮, 等. 航空发动机神经网络自学习PID控制 [J]. 推进技术, 2007, 28(3): 313–316. (YAO Hua, YUAN Yang, BAO Liang-liang, et al. Self-Learning PID Control Based on Neural Networks for Aeroengines [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2007, 28(3): 313–316.)
- [9] Wang J, Zhang C, Jing Y, et al. Adaptive PID Control with BP Neural Network Self-Tuning in Exhaust Temperature of Micro Gas Turbine [C]. *Singapore: 3rd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*, 2008.
- [10] 邵文馨, 蔡林峰, 曾宪艺, 等. 快速模拟退火算法优化BP模糊神经网络航空发动机控制 [C]. 昆明: 中国航天第三专业信息网第四十届技术交流会暨第四届空天动力联合会议, 2019.
- [11] Iqbal M M M, Xavier R J, Kanakaraj J. A Neuro-Fuzzy Controller for Grid-Connected Heavy-Duty Gas Turbine Power Plants [J]. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 2017, 25(3): 2375–2387.
- [12] Moloudi M, Mazinan A H. Controlling Disturbances of Islanding in a Gas Power Plant via Fuzzy-Based Neural Network Approach with a Focus on Load-Shedding System [J]. *Complex & Intelligent Systems*, 2019, 5(1): 79–89.
- [13] 傅强, 樊丁. 航空发动机神经网络PID解耦控制 [J]. 推进技术, 2007, 28(2): 208–210. (FU Qiang, FAN Ding. A PID Neural Network Decoupling Control of Aeroengine [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2007, 28(2): 208–210.)
- [14] 黄馨阁. 航空发动机的RBF网络滑模控制和优化算法研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2018.
- [15] 张雨浓, 杨逸文, 李巍. 神经网络权值直接确定法 [M]. 广州: 中山大学出版社, 2010.
- [16] Zhang Yunong, Chen Dechao, Ye Chengxu. Toward Deep Neural Networks: WASD Neuronet Models, Algorithms, and Applications [M]. *Florida: CRC Press*, 2019.
- [17] Zhang Y, Xue Z, Jing T, et al. Rough Period Estimation and Peak Prediction of Stock Market Based on Multiple Sine Functions Extraction [C]. *Chengdu: Proceedings of 2018 International Conference on Machine Learning and Cybernetics(ICMLC)*, 2018.
- [18] 骆广琦, 桑增产, 王如根, 等. 航空燃气涡轮发动机数值仿真 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2007.
- [19] Mohammadi E, Montazeri-Gh M. Simulation of Full and Part-Load Performance Deterioration of Industrial Two-Shaft Gas Turbine [J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power-Transactions of the ASME*, 2014, 136(9): 092602.

(编辑:白鹭)