

旋翼机动力装置神经网络预测控制方法研究

周秀清¹, 居新星², 颜秋英¹

(1. 中国航发湖南动力机械研究所, 湖南 株洲 412002;

2. 南京航空航天大学能源与动力学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 针对旋翼机动力装置动力涡轮转速超调或下垂, 提出了一种基于燃油流量和导叶调节的动力装置预测控制规律, 采用神经网络建立旋翼机旋翼扭矩预测模型和其动力装置预测模型。构建考虑动力涡轮转速控制指标以及动力装置输出轴端扭矩之差的目标函数, 并采用可行性序列二次优化算法进行滚动优化求解。最后, 基于 UH-60A 综合仿真平台进行仿真验证: 结果表明, 与常规的串级 PID 控制方法相比, 所设计的神经网络预测控制器能够有效减小动力涡轮转速的超调和下垂量 60% 以上。

关键词: 旋翼机; 动力装置; 预测控制; 神经网络

Research on predictive control method for integrated rotorcraft power plant based on neural network

ZHOU Xiuqing¹, JU Xinxing², YAN Qiuying¹

(1. AECC Hunan Aviation Powerplant Research Institute, Zhuzhou 412002, China;

2. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In order to reduce the overshoot or droop of power turbine speed in rotorcraft power plant, a predictive control law is proposed and designed based on the fuel flow and compressor guided vanes. Firstly, the dynamic models of torque and dynamic parameters of engine are established through neural network. Then, the objective function considering the speed control index of power turbine and the difference between the torques of engine output shaft is constructed. Moreover, the feasible sequential quadratic programming (FSQP) algorithm is adopted. Finally, based on the integrated simulation platform of UH-60A, the simulation verification is carried out. The result shows that compared with the conventional cascade PID controller, the neural network predictive control method can effectively reduce the overshoot and droop of the power turbine speed more than 60%.

Key words: rotorcraft; power plant; predictive control; neural network

0 引言

旋翼飞行器在过去的 70 年里发展十分迅猛, 形成了十分完整的体系, 不止种类越来越丰富, 性能也越来越强大。在战争中, 搜索救援、物资运输、侦探敌情和对地攻击等都紧紧依赖着旋翼机。旋翼机已经不仅仅限于战场的使用, 其优秀

的机动性、灵活性和隐蔽性等应用于越来越多的领域^[1]。

旋翼机各子系统间的关系十分复杂, 相互关联也相互影响。作为变旋翼转速飞行器的动力装置, 不仅影响着飞行速度, 也同时影响着飞行姿态。动力装置控制系统的品质是否优良, 在于其是否能够对旋翼机需求功率作出快速响应, 同时自身对负载变化是否有较强的抗扰能力^[2-3]。

现有的研究大多是以损失一部分快速响应能力

作为代价,从而保留足够喘振裕度,例如常规的带总距前馈的串级 PID 控制方法。值得借鉴的是,在 APSEC 计划中,RTM322 发动机的转速下垂量得到了明显的改善,从 2%降到 0.5%。这个计划中,动力装置功率控制是通过调整压气机进口导叶角来调整空气流量实现的,动力装置响应明显加快,旋翼飞行器的敏捷性有了明显提高^[4]。HPW3000 动力控制采用了基于七阶扭振滤波器的高增益快响应控制,旋翼扭矩的瞬态值由神经网络预测得到,并用其进行前馈补偿,同时具备导叶超前的高速慢车作战控制模式,进一步提升系统的慢车-大功率状态加速响应能力^[1]。在旋翼机自旋过程中,严长凯为了解决动力装置动力涡轮转速超调、下垂量过大的问题,采用变增益和变导叶角及涡轮放气的方法,对动力装置鲁棒控制规律进行了研究并设计了控制器,从而使其响应加快,在自旋动力恢复过程中,动力装置功率输出的抗扰能力有所提高^[5]。

然而,因为旋翼扭矩测量、燃油流量变化的限制等,发动机响应比较慢,造成了滞后效应,但在上述控制方法中,时滞效应并没有被考虑^[6-7]。此方法不能进行预测,而且容易受到外界扰动的影响,抗扰能力差,控制准确度低。神经网络预测控制技术相比而言具有很大的优越性,该技术可以充分利用模型的当前信息和历史信息,对未来时刻信息进行预测,并很好地适应模型,从而解决发动机的时滞效应问题^[10-11]。

鉴于此,本文基于 UH-60A 综合仿真平台,采用神经网络算法训练得到了其动力装置参数预测模型和旋翼机旋翼扭矩预测模型,并在此基础上,构建考虑动力涡轮转速控制指标以及发动机输出轴端扭矩之差的目标函数,并采取 FSQP 优化算法进行滚动优化求解,从而设计了一种动力装置神经网络预测控制方法,该方法基于燃油流量和导叶可调。

1 基于 BP 神经网络的预测模型

1.1 BP 神经网络算法

BP 神经网络算法根据样本训练误差对权值

的偏导数更新网络权值,误差可表示为^[12-13]

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (y_j' - y_j)^2 \quad (1)$$

式中, y_j' 、 y_j 为第 j 个输出节点的期望输出和实际输出。

误差函数 E 对于各个权值的梯度的公式为

$$\nabla E = \nabla f(w_{11}, w_{12}, \dots, w_{ij}, \dots) = \left[\frac{\partial f}{\partial w_{11}}, \frac{\partial f}{\partial w_{12}}, \dots, \frac{\partial f}{\partial w_{ij}}, \dots \right]^T \quad (2)$$

误差求对权值的偏导数为

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial w_{ji}} \quad (3)$$

其中

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial y_j} &= -(y_j^T - y_j) \\ y_j &= \text{sig} \left(\sum_i w_{ji} b_i \right) \\ \frac{\partial y_j}{\partial w_{ji}} &= \text{sig}' \left(\sum_i w_{ji} b_i \right) b_i \end{aligned}$$

则

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial w_{ji}} = -(y_j^T - y_j) \text{sig}' \left(\sum_i w_{ji} b_i \right) b_i = \delta_j^c b_i \quad (4)$$

式中, δ_j^c 为输出层的局域梯度。

$$\delta_j^c = -(y_j^T - y_j) \text{sig}' \left(\sum_i w_{ji} b_i \right) \quad (5)$$

进一步可得

$$\Delta W_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \eta \sum_p -(y_j^T - y_j) \text{sig}' \left(\sum_i w_{ji} b_i \right) b_i = \eta \sum_p \delta_j^c b_i \quad (6)$$

同理可得

$$\begin{aligned} \Delta W_{ih} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ih}} = \eta \sum_p \delta_i^b a_h \\ w(t) &= w(t-1) - a \frac{\partial E}{\partial W} \end{aligned} \quad (7)$$

1.2 旋翼机旋翼扭矩预测模型

旋翼机旋翼具有非定常特性, 由于存在测量滞后, 传感器无法实时得到旋翼需求扭矩^[14]。因此, 为了提高动力装置的操纵品质, 建立旋翼机旋翼扭矩预测模型。模型输入量选择: H 、 Vx 、 Vz 、 θ_0 、 θ_{1S} 和 θ_{1C} , 输出量为当前扭矩值 T_H 。

$$Y = f(X) \quad (8)$$

$$\begin{cases} X = [H_{(k)}, H_{(k-1)}, \dots, H_{(k-N_1)}, Vx_{(k)}, Vx_{(k-1)}, \dots, Vx_{(k-N_2)}, \\ Vz_{(k)}, Vz_{(k-1)}, \dots, Vz_{(k-N_3)}, \theta_{0(k)}, \theta_{0(k-1)}, \dots, \theta_{0(k-N_4)}, \\ \theta_{1S(k)}, \theta_{1S(k-1)}, \dots, \theta_{1S(k-N_5)}, \theta_{1C(k)}, \theta_{1C(k-1)}, \dots, \theta_{1C(k-N_6)}, \\ Y = [T_{H(k)}] \end{cases} \quad (9)$$

基于上述模型, 可根据当前与历史时刻的控制输入量 $\theta_{0(k)}$ 、 $\theta_{1S(k)}$ 和 $\theta_{1C(k)}$ 以及飞行状态参数 $H_{(k)}$ 、 $Vx_{(k)}$ 和 $Vz_{(k)}$ 在线预测未来时刻的旋翼需求扭矩 $\{T_{H(k+1)}, T_{H(k+2)}, \dots, T_{H(k+N)}\}$ 。

图 1 给出了旋翼机旋翼扭矩预测模型相对误差, 误差基本小于 1%。

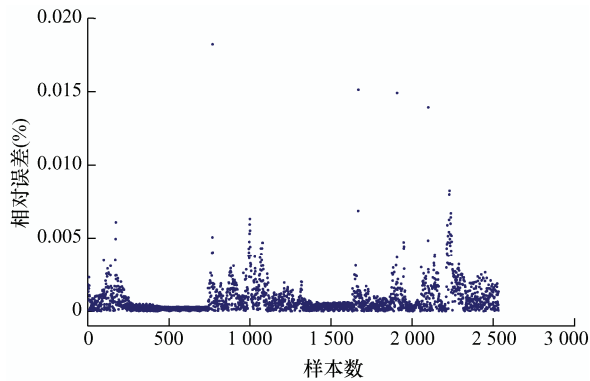


图 1 旋翼机旋翼扭矩预测模型相对误差图

Fig. 1 Relative error diagram of rotor torque prediction model of rotorcraft

1.3 旋翼机动力装置参数预测模型

当前及历史时刻的系统状态充分包含了模型的动态特性信息, 对非参数实时模型的训练应该充分利用这些信息, 以保证模型的动态特性不改变, 最终准确地预测出动力装置状态。本文在 k 时刻, 将当前及历史时刻的燃油量 W_f 和导叶角 α_c , 历史时刻的动力装置输出轴扭矩 T_E 、燃气涡轮转速 N_g 、动力涡轮转速 N_p 、喘振裕度 S_{mc} 和涡轮前温度 T_4 作为模型输入, 将当前时刻发动机输

出扭矩 T_E 、燃气涡轮转速 N_g 、动力涡轮转速 N_p 、喘振裕度 S_{mc} 和涡轮前温度 T_4 作为模型输出, 构建预测模型如下:

$$\begin{aligned} Y &= f(X) \\ \begin{cases} X = [W_{f(k)}, W_{f(k-1)}, \dots, W_{f(k-m_1)}; \\ \alpha_{c(k-1)}, \alpha_{c(k-2)}, \dots, \alpha_{c(k-m_2)}; \\ T_{E(k-1)}, T_{E(k-2)}, \dots, T_{E(k-m_2)}; \\ N_{g(k-1)}, N_{g(k-2)}, \dots, N_{g(k-m_3)}; \\ N_{p(k-1)}, N_{p(k-2)}, \dots, N_{p(k-m_4)}; \\ S_{mc(k-1)}, S_{mc(k-2)}, \dots, S_{mc(k-m_5)}; \\ T_{4(k-1)}, T_{4(k-2)}, \dots, T_{4(k-m_5)}] \\ Y = [T_{E(k)}, N_{g(k)}, N_{p(k)}, S_{mc(k)}, T_{4(k)}]^T \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

考虑到旋翼机动力装置常规情况下可简化为一、二阶对象, 此外, 为了保证其预测模型的动态、静态准确度, 以动力装置相关状态量作为历史输入, 不断迭代推导得到 δ 步之后的模型输出为

$$Y_{(k)} = f(X_{(k)}); Y_{(k+1)} = f(X_{(k+1)}); \dots; Y_{(k+\delta)} = f(X_{(k+\delta)}) \quad (11)$$

则 $\bar{Y} = f(\bar{X})$ 。

$$\begin{aligned} \bar{X} &= \begin{bmatrix} W_{f(k-2)}, W_{f(k-1)}, \dots, W_{f(k+\delta)}; \\ \alpha_{c(k-2)}, \alpha_{c(k-1)}, \dots, \alpha_{c(k+\delta-1)}; \\ T_{E(k-2)}, T_{E(k-1)}, \dots, T_{E(k+\delta-1)}; \\ N_{g(k-2)}, N_{g(k-1)}, \dots, N_{g(k+\delta-1)}; \\ N_{p(k-2)}, N_{p(k-1)}, \dots, N_{p(k+\delta-1)}; \\ S_{mc(k-2)}, S_{mc(k-1)}, \dots, S_{mc(k+\delta-1)}; \\ T_{4(k-2)}, T_{4(k-1)}, \dots, T_{4(k+\delta-1)} \end{bmatrix} \\ \bar{Y} &= \begin{bmatrix} T_{E(k)}, T_{E(k+1)}, \dots, T_{E(k+\delta)}; \\ N_{g(k)}, N_{g(k+1)}, \dots, N_{g(k+\delta)}; \\ N_{p(k)}, N_{p(k+1)}, \dots, N_{p(k+\delta)}; \\ S_{mc(k)}, S_{mc(k+1)}, \dots, S_{mc(k+\delta)}; \\ T_{4(k)}, T_{4(k+1)}, \dots, T_{4(k+\delta)} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (12)$$

将动力装置输出数据归一化后用神经网络训练来获得其参数预测模型, 由图 2 可知, 相对误差基本小于 1.5%, 满足模型准确度要求。

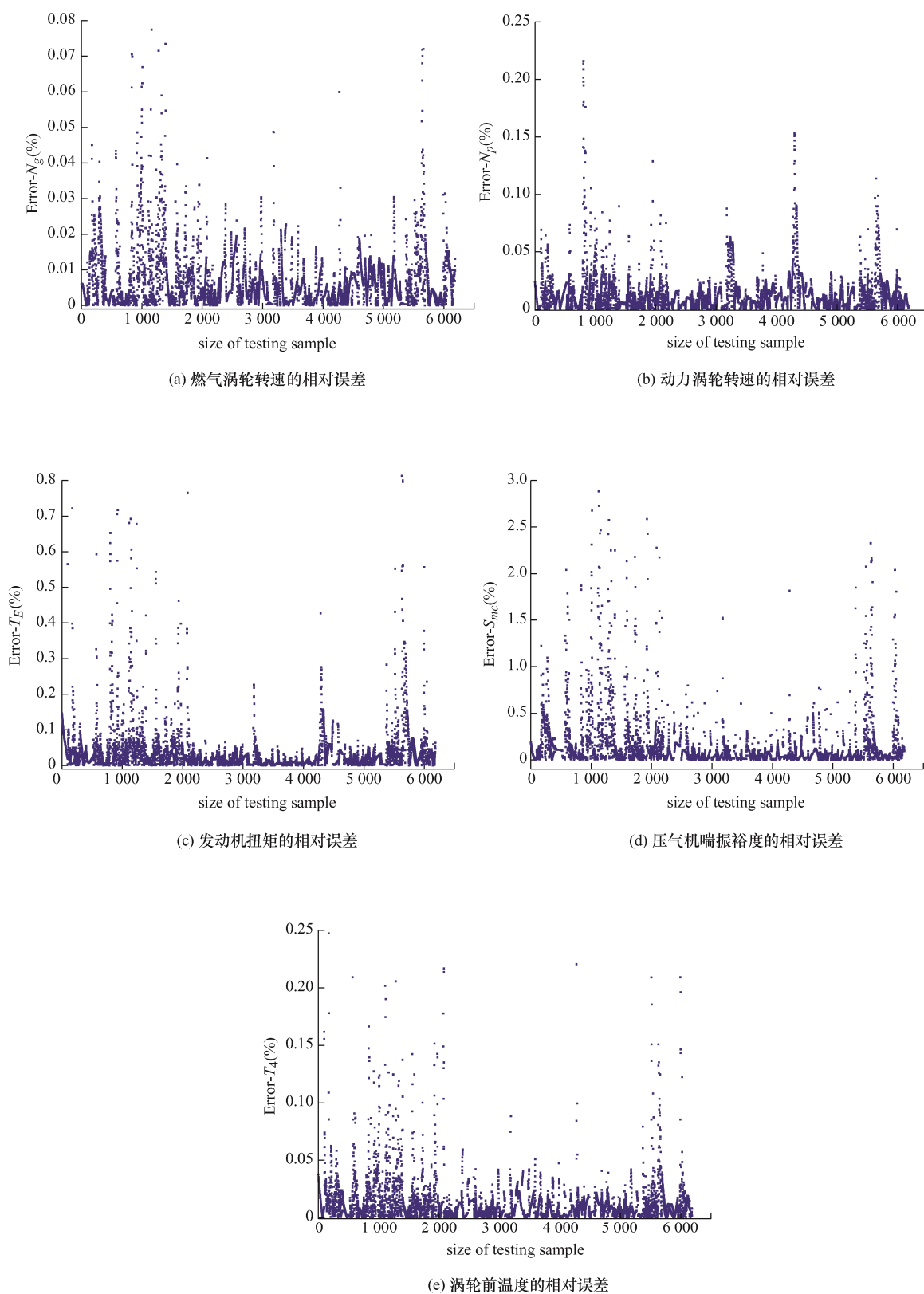


图 2 旋翼机动力装置预测模型相对误差图

Fig. 2 Relative error diagram of rotorcraft power plant prediction model

2 优化目标

通常情况下，旋翼机动力装置控制目标为：

①动力装置经受负载干扰时动力涡轮相对转速保持参考指令不变；②加减速过程，实现动力涡轮转速快速指令跟踪。

因此，本文在构建神经网络预测控制的目标函数时，一方面考虑动力涡轮转速恒定，保持100%；另一方面，动力装置输出端扭矩之差，抑制旋翼机在做大机动飞行时或旋翼受到外部条件的干扰，从而减小动力涡轮的超调量或下垂量。目标函数为

$$\min J = \sum_{i=1}^m \omega_1 \left(\frac{(T_E[k+i] - nT_H[k+i])^2}{T_{E,ds}} \right) + \sum_{i=1}^m \omega_2 \left(\frac{(N_p[k+i] - 100)^2}{100} \right) \quad (13)$$

式中， n 为旋翼转速到动力涡轮物理转速的减速度比。

同时，对动力装置进行限制保护，保证其不会发生超温、超转和进喘等现象，其运行一直安全、稳定和可靠。

$$\text{s.t.} \begin{cases} W_{f,\min} \leq W_f[k+i] \leq W_{f,\max} \\ \alpha_{c,\min} \leq \alpha_c[k+i] \leq \alpha_{c,\max} \\ |\Delta W_f[k+i]| \leq \Delta W_{f,\max} \\ |\Delta \alpha_c[k+i]| \leq \Delta \alpha_{c,\max} \\ N_{p,\min} \leq N_p[k+i] \leq N_{p,\max} \\ N_g[k+i] \leq N_{g,\max} \\ T_4[k+i] \leq T_{4,\max} \\ S_{mc}[k+i] \geq S_{mc,\min} \end{cases} \quad i=1,2,\dots,m \quad (14)$$

本文采用可行性序列二次规划在线求解目标函数，获得燃油流量与导叶角，实现闭环控制，可以使控制方法具有更好的鲁棒性。

3 神经网络预测控制仿真验证

为验证神经网络预测控制的动、稳态效果，

开展数值仿真验证，并与常规的带总距前馈的串级 PID 控制方法进行对比。

随机给定飞行高度，选择在飞行高度为 1 km 处，使旋翼机悬停，在 $t=10$ s 时，旋翼机爬升指令设为 6 m/s；30 s 时，旋翼机爬升指令设为 -3 m/s，神经网络预测控制的控制效果如图 3 所示。

图 3a 为旋翼机爬升速度的仿真曲线，由图可知，在飞行控制器的作用下， V_z 很好地跟随指令信号，响应速度快且无稳态误差。图 3b 为动力涡轮转速仿真曲线，其中，NNPC 代表神经网络预测控制，PID 代表采用常规 PID 控制。从图中可以观察得到，预测控制方法与串级 PID 控制相比，控制效果要优良许多。 $t=10$ s 时，给旋翼机爬升指令 6 m/s，动力装置输出端扭矩瞬间不匹配，使用带总距前馈的串级 PID 控制器，虽能使动力涡轮转速稳态值保持 100%，但下垂量达到 2.4%，而使用预测控制方法下垂量仅有 0.3%；同样，30 s 时，旋翼机开始下降，而使用神经网络预测控制器可使动力涡轮超调量从 3.4% 降至 0.5%，动态控制效果显著。

由此可见，本文所提出的神经网络预测控制方法可有效地减小旋翼机机动飞行时动力涡轮的超调/下垂量，改善动力装置控制品质。因为动力装置的工作点是任意选取的，且在旋翼机进行大机动动作时，如以较大速度爬升，即动力装置负载受到大扰动时，控制效果仍然良好，具有较好的鲁棒性。图 3g、图 3h 分别为旋翼机需求扭矩和其动力装置输出扭矩仿真图。由图 3g 可知，预测控制器可根据当前和历史旋翼机状态量预测出未来时间段的扭矩信息，提前获得旋翼机的需求扭矩信息，有效地减小了由于旋翼机扭矩测量滞后带来的影响。本文采用双变量控制，同时控制动力装置导叶角和燃油流量，提前调节燃油流量与导叶角(见图 3d，图 3e)以实现旋翼机扭矩需求的快速响应跟随。

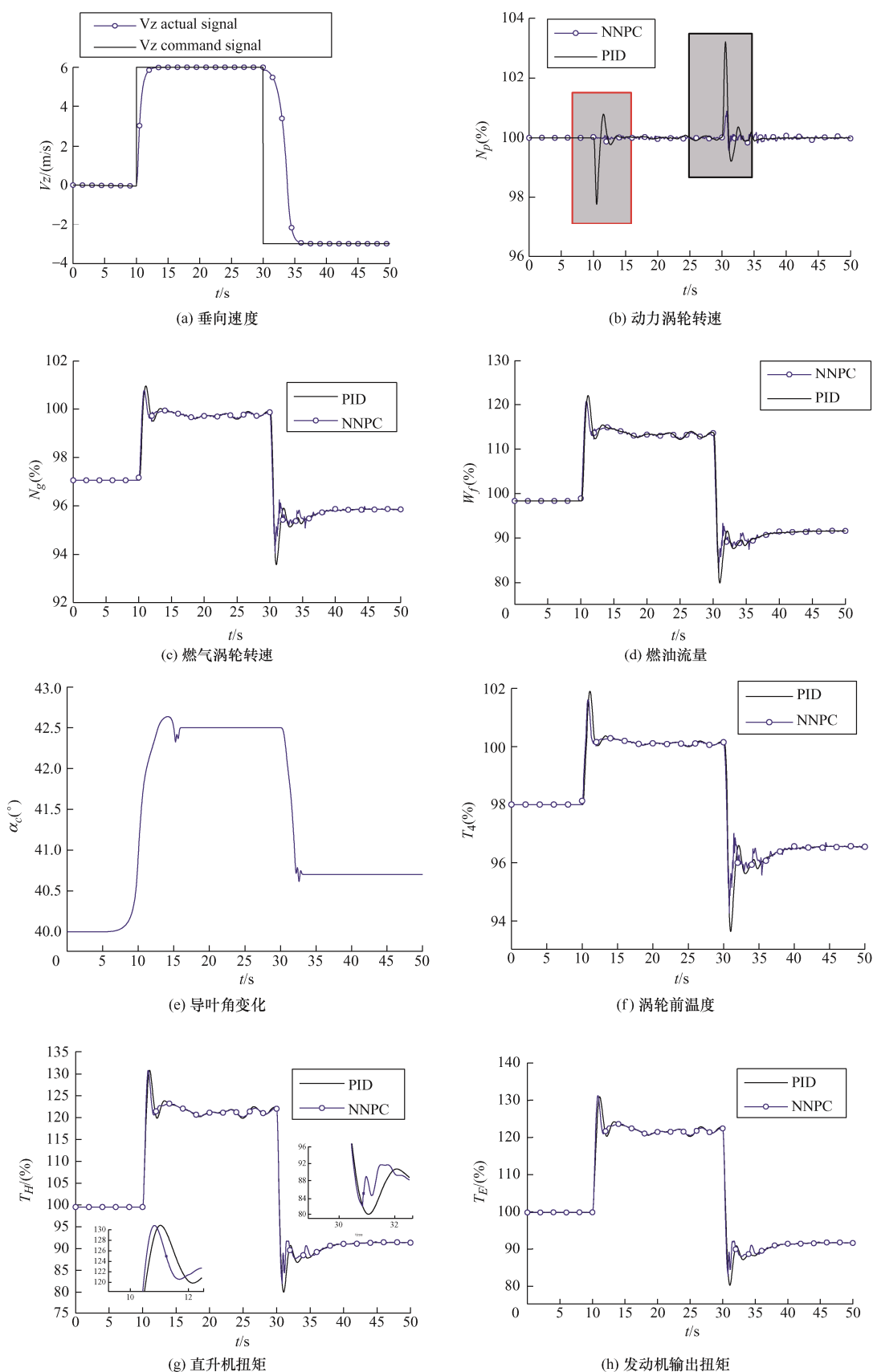


图3 模型预测控制仿真结果

Fig. 3 Simulation Results of Neural Network Predictive Control

4 结束语

本文进行了基于神经网络的旋翼机动力装置预测控制方法研究。提出了综合考虑动力装置输出轴端扭矩之差以及动力涡轮转速控制指标的非线性神经网络预测控制方法。并在机动飞行任务下,进行了仿真对比,得到如下结论:

1) 采用神经网络离线训练获得的旋翼机旋翼扭矩预测模型和其动力装置预测模型准确度较高。

2) 与常规的带总距前馈的串级PID控制方法相比,所提出的神经网络预测控制方法能够有效减小动力涡轮的超调和下垂量 60%以上,实现了对旋翼机扭矩需求的快速响应跟随。**EA**

参考文献

- [1] SMITH B J, ZAGRANSKI R D. Next generation control system for helicopter engines[C]. 57th International Annual Forum proceedings of AHS, 2001.
- [2] GERARD E. WELCH. Overview of variable-speed power-turbine research[C]. Cleveland: NASA Fundamental Aeronautics Conference, 2011.
- [3] GLORIA K YAMAUCHI. NASA subsonic rotary wing project, multidisciplinary analysis & technology development: overview[C]. Georgia: Fundamental Aeronautics Program Annual Meeting, 2009.
- [4] GIANLUIGI A, MISTÉ, ANDREA GARAVELLO, et al. A new methodology for determining the optimal rotational speed of a variable RPM main rotor/turbo-shaft engine system[C]. Phoenix: AHS 69th Annual Forum, 2013: 830-845.
- [5] 严长凯. 自旋进入/退出过程直/发综合建模与控制技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2014.
- [6] WANG Jianfeng, ZANG Jun, JIANG Dianwen, et al.

Design for vector nozzle control system based on model[J]. Aeroengine, 2017, 43(4): 23-29.

- [7] QIN S J, BADGWELL T A. A survey of industrial model predictive control technology[J]. Control Engineering Practice, 2003, 11 (7): 733-764.
- [8] MAYNE D Q, RAWLINGS J B, RAO C V, et al. Constrained model predictive control: stability and optimality[J]. Automatica, 2000, 36(6): 789-814.
- [9] BARLOW J S. Data-based predictive control with multirate prediction step[C]. American Control Conference (ACC), IEEE, 2010: 5513-5519.
- [10] MAGNI L, NIJMEIJER H, DER VAN SCHAFT A J. A receding horizon approach to the nonlinear H_∞ control problem[J]. Automatica, 2001, 37(3): 429-435.
- [11] GIANLUIGI A, MISTÉ, ANDREA GARAVELLO, et al. A new methodology for determining the optimal rotational speed of a variable RPM main rotor/turbo-shaft engine system[C]. Phoenix: AHS 69th Annual Forum, 2013: 830-845.
- [12] RICHTER H, SINGARAJU A, LITT J S. Multiplexed predictive control of a large commercial turbofan engine[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2008, 31(2): 273-181.
- [13] 姚文荣, 孙健国. 涡轴发动机非线性模型预测控制. 航空学报, 2008, 29(4): 776-780.
- [14] 王健康. 航空发动机模型基优化控制技术研究[D]. 南京: 航空航天大学, 2013.

作者简介:



周秀清

周秀清(1990—), 女, 工程师, 研究方向为发动机燃油与控制系统等。

(收稿日期: 2020-02-15)