

基于非线性模型预测的可变截面涡轮增压器控制

张卫波,梁昆,朱清

(福州大学 机械工程及自动化学院,福建 福州 350116)

摘 要:针对可变截面涡轮增压器的开度与增压柴油机参数呈非线性关系的问题,提出一种基于反向传播神经网络和量子粒子群算法的非线性模型预测控制算法,通过调节涡轮增压器的开度,控制过量空气系数,从而实现柴油机的进气量与燃油消耗量的快速匹配,使转矩快速达到期望值。仿真分析表明:该方法相比于PID控制,可使增压柴油机更加平稳地完成转矩阶跃,并使增压柴油机具备转矩跟随能力。

关键词:可变截面涡轮增压器;增压柴油机;BP神经网络;量子粒子群算法;非线性模型预测控制;过量空气系数

中图分类号:TK427 **文献标识码:**A **文章编号:**1671-5276(2021)01-0124-04

Variable Geometry Turbocharger Control Based on Nonlinear Model Prediction

ZHANG Weibo, LIANG Kun, ZHU Qing

(College of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

Abstract: In this paper, a nonlinear relationship between the variable geometry turbocharger opening and the parameters of the turbocharged diesel engine is presented, and a nonlinear model predictive control algorithm based on backpropagation neural network and quantum particle swarm optimization algorithm is proposed as well. By adjusting the VGT opening degree and controlling the excess air coefficient, the intake air volume and fuel consumption of the diesel engine were realized. The rapid matching of the quantities allowed the torque to reach the desired value rapidly. The test results show that the NMPC enables the turbocharged diesel engine to complete the torque step condition more smoothly than the PID control and to possess the torque following capability by controlling the VGT opening degree.

Keywords: variable geometry turbocharger; turbocharged diesel engine; BP neural network; quantum particle swarm optimization; nonlinear model predictive control Algorithm; Excess Air Coefficient

0 引言

增压柴油机在客车、货车、轿车等车型上的应用越来越广泛。在稳态工况下,相比于普通柴油机,涡轮增压器可以提高发动机的动力性、排放性及经济性等。而实际运行工况总是多变的,发动机性能需要实时改变,常规涡轮增压柴油机在多变的运行工况下,存在严重涡轮迟滞现象,变化的供油量与进气量无法同步变化,影响柴油机的输出性能^[1-2]。可变截面涡轮增压器(VGT)是解决以上问题的有效手段,可根据实际工况改变VGT开度,从而改变柴油机运行工况。

对于VGT的控制,国内外学者主要采用PID控制。昆明理工大学提出前馈控制与自适应PIDGT开度^[3]。北京理工大学通过PID算法的闭环目标升压反馈,提高了发动机的容积效率^[4]。HONG S等研究人员提出了一种以SIMC为基础的乘用车柴油机升压控制器增益调度策略,用于满足VGT的非线性特性^[5]。而单独使用PID控制,并不能对增压柴油机参数之间的非线性关系进行处

理,所以本文对非线性关系采用非线性模型预测,同时利用量子粒子群算法对VGT开度寻优。

1 基于BPNN的预测模型

对于预测模型,常见的预测方法可以分为热力学建模和统计数据两种方式^[6]。热力学建模方法是对发动机物理和化学过程的简化和假设,同时考虑发动机运行工况,模型需要调整和校准,因此这不可避免地导致其在校准区域外的预测误差。统计数据方法主要针对输入变量和输出之间的线性关系,但在处理非线性问题时,存在预测不灵活且缺乏准确性。这两种方法都不适合于解决非线性关系,而BP神经网络具有并行计算和以任意精度逼近非线性系统的能力^[7-8]。为此本文采用BPNN建立预测模型。

1.1 预测模型的建立

预测模型是根据增压柴油机数据,准确预测下一时刻发动机的进气量与排气压力。在发动机中,空气通过进气

基金项目:福建省客车及特种车辆研发协同创新中心基金资助项目(2016BJC011);福建省科技计划项目(K201701);福建省科技厅引导性基金资助项目(2016H0015)

第一作者简介:张卫波(1971—),女,吉林梅河口人,教授,博士,研究方向为发动机节能减排技术。

管进入气缸,并且随着发动机转速的变化,单位时间内进入的空气量随之改变。因此,进气流量与发动机的转速息息相关,同时,下一时刻的进气流量与之前的进气流量也有关系。对此,本文选用前面时刻的发动机转速、VGT开度、排气压力和进气流量来预测下一时刻的进气流量。即模型输入量表示为:

$$\mathbf{x}(k) = [P_{ex}(k), V_{GT}(k), N_{eg}(k), m_a(k)]^T \quad (1)$$

式中: $P_{ex}(k)$ 、 $V_{GT}(k)$ 、 $N_{eg}(k)$ 、 $m_a(k)$ 分别为 k 时刻下的排气压力、VGT开度、发动机转速和进气流量。同时下一时刻的进气流量和排气压力作为输出量表示为:

$$\mathbf{y}(k+1) = [P_{ex}(k+1), m_a(k+1)]^T \quad (2)$$

根据式(1)和式(2)的输入量和输出量,选用3层神经网络结构构造预测模型,结构如图1所示。神经网络的输入层、隐含层和输出层神经元个数分别设为 I 、 H 和 Q , 隐含层输入表示为:

$$\mathbf{I}_{input} = \mathbf{w}_1 \mathbf{x}(k) + \mathbf{b}_1 \quad (3)$$

$$\mathbf{I}_{input} = [I_{input_1}, \dots, I_{input_a}, \dots, I_{input_H}]^T, a = 1, 2, \dots, H \quad (4)$$

其中: $\mathbf{w}_1 \in R^{H \times I}$ 是输入层和隐含层之间的权值矩阵; $\mathbf{b}_1 \in R^{H \times 1}$ 是隐含层的阈值矩阵; $\mathbf{I}_{input} \in R^{H \times 1}$ 是隐含层的输入量矩阵,隐含层的输入量传递至激活函数 Sigmoid,得到隐含层的输出量,输出量表示为:

$$O_{output_a} = \frac{1}{1 + e^{-input_a}}, a = 1, 2, \dots, H \quad (5)$$

$$\mathbf{O}_{output} = [O_{output_1}, \dots, O_{output_a}, \dots, O_{output_H}]^T, a = 1, 2, \dots, H \quad (6)$$

其中: $\mathbf{O}_{output_a}$ 和 $\mathbf{I}_{input_a}$ 分别是隐含层第 a 个神经元的输出量和输入量; $\mathbf{O}_{output} \in R^{H \times 1}$ 是隐含层输出量矩阵。而预测模型的输出量表示为:

$$\mathbf{y}(k+1) = \mathbf{w}_2 \mathbf{O}_{output} + \mathbf{b}_2 \quad (7)$$

其中: $\mathbf{w}_2 \in R^{Q \times H}$ 是隐含层和输出层之间的权值矩阵; $\mathbf{b}_2 \in R^{Q \times 1}$ 是输出层的阈值矩阵。

本文通过 AMESim 商业软件建立的六缸增压柴油机,再调整发动机转速、喷油脉宽和 VGT 开度,运行模型从而得到训练样本,见图 2 和图 3。另外, BP 神经网络需要在训练之前对权值和阈值进行初始化,而不同的初始权值和阈值会导致训练出来的网络的预测效果不同^[9]。因此为了寻找最优初始值从而提高网络的预测精度,本文采用遗传算法(GA)对神经网络初始值进行寻优,再利用 BP 神经网络对预测模型进行权值优化,最终得到进气量预测模型。同时,神经网络中的隐含层个数对预测模型产生影响,本文通过多次试验,对比不同隐含层神经元个数对模型的误差影响,将隐含层神经元个数设置为 40。

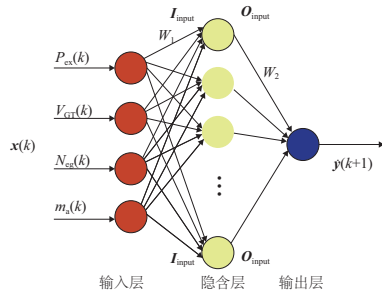


图1 BP预测模型结构

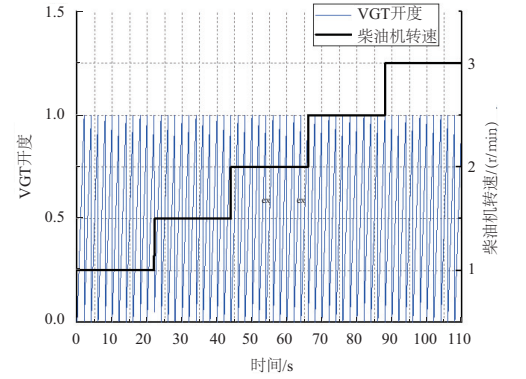


图2 训练输入数据

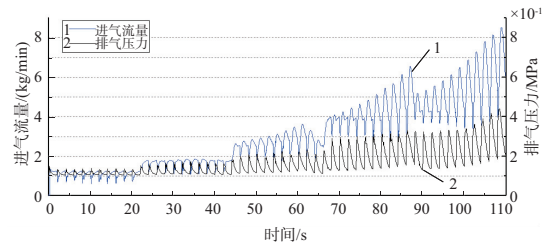


图3 训练输出数据

1.2 进气量预测模型验证

为了验证进气量预测模型的预测能力,本文在相同输入量下,对比进气流量的预测值与实际值。对于输入量使用 Gaussian 信号,设置 VGT 均值为 0.5,方差为 0.04,周期为 0.5 s,转速设置为均值 2500 r/min,方差为 1000,周期为 0.5 s,喷油脉宽设置为均值 1.3 ms,方差为 0.06,周期为 0.5 s。预测模型的预测值和实际值对比结果见图 4 和图 5。本文对于预测模型结果的误差采用 3 种评价标准,见表 1。从表 1 可以看出,进气流量和排气压力的均方误差低于 0.2,平均绝对误差在 0.1 左右,而进气流量的平均绝对百分比误差在 2% 左右,排气压力的平均绝对百分比误差为 4% 左右。从这些数据可以看出,该预测模型可以准确地预测出增压柴油机下一时刻的进气流量和排气压力。

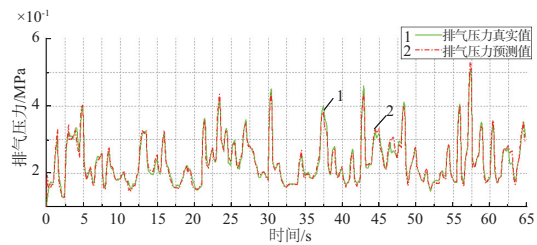


图4 排气压力真实值与预测值对比图

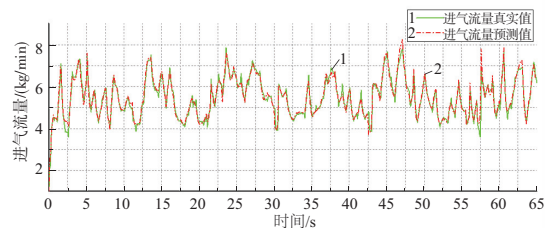


图5 进气流量真实值与预测值对比图

表 1 模型误差评价指标

模型误差评价指标	进气流量误差值	排气压力误差值
均方误差 (MSE)	0.183 7	0.145 4
平均绝对误差 (MAD)	0.123 1	0.094 4
平均绝对百分比误差 (MAPE)/%	2.32	4.05

2 量子粒子群算法寻优

2.1 量子粒子群算法寻优

普通 PSO 算法出现粒子快速汇聚在局部最优解处,同时导致粒子的过早收敛和种群数量过快减少。另外,普通 PSO 算法需要设置惯性因子和加速因子参数,需修改的参数数量较多,而量子粒子群算法 (QPSO) 可以有效解决这两个问题^[10]。在 QPSO 算法^[11-12]中,其舍弃了粒子的运动方向属性,粒子位置的更新与之前的位置无关,增强了粒子的随机性。

同时,由于考虑到 VGT 的开度不仅仅影响下一时刻的进气流量,同时对未来时刻的进气流量皆有影响。另外,在控制 VGT 时,不宜将 VGT 开度大幅度变化,大幅度变化会导致柴油机进气流量的波动,从而出现柴油机输出转矩波动。因此,本文将进气流量变化和 VGT 开度变化都考虑在内,算法的适应度函数表现如下:

$$J = (\dot{\mathbf{Y}} - \mathbf{Y})Q(\dot{\mathbf{Y}} - \mathbf{Y})^T + p |V_{GT_i} - V_{GT}| \quad (8)$$

其中: $\mathbf{Y} \in R_p^{N \times 1}$ 为 k 时刻下期期望进气流量矩阵,值为期望进气流量; $\dot{\mathbf{Y}} \in R_p^{N \times 1}$ 为 N_p 预测时域下各个时刻的预测进气流量; Q 为预测时域下每个时刻的权重; V_{GT_i} 是第 i 个粒子的 VGT 开度; V_{GT} 是 k 时刻下的 VGT 开度。 $\dot{\mathbf{Y}}$ 与 Q 对应的表达式如下:

$$\dot{\mathbf{Y}} = [\dot{m}_a(k+1|k), \dots, \dot{m}_a(k+n|k), \dots, \dot{m}_a(k+N_p|k)]^T, \quad n = 1, \dots, N_p \quad (9)$$

$$Q = \text{diag}(q_{k+1}, q_{k+2}, \dots, q_{k+n}, \dots, q_{k+N_p}), n = 1, 2, \dots, N_p \quad (10)$$

式中: $\dot{m}_a(k+n|k)$ 为第 $(k+n)$ 个时刻的预测进气流量,该时刻的进气流量利用上一个时刻的进气流量和排气压力以及第 k 个时刻转速进行预测; $\dot{m}_a(k+1|k)$ 由第 k 个时刻的输入量预测得出; q_{k+n} 为第 $(k+n)$ 个时刻的进气流量误差权重。

对于其中 VGT 粒子变化,本文采用 QPSO 算法,其粒子位置变化如下:

$$P(t) = \theta(t)p_{\text{best}_i}(t) + [1 - \theta(t)]g_{\text{best}}(t) \quad (11)$$

$$V_{GT_i}(t+1) = P(t) \pm \alpha \left| \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N p_{\text{best}_j}(t) - V_{GT_i}(t) \right| \ln \frac{1}{\mu}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

其中: θ 是 0~1 的随机数; t 为迭代次数; μ 为 0~1 的随机数; α 为创新参数,该参数是 QPSO 唯一需要修改的参数。另外,公式 (12) 中,该式取加号与减号的概率一样,均为

50%。

对于进气流量的参考值,本文根据实时的燃油消耗量和转速,计算得出实际需要的进气流量作为期望进气流量。增压柴油机工作时,过量空气系数一般在 1.5~2.4 之间。通过多次试验,本款柴油机过量空气系数在 1.7 左右时,其输出转矩大于其他过量空气系数下的输出转矩。因此,本文选取 1.7 为本款柴油机的最优过量空气系数。

为了对比 QPSO 和 SPSO 的优化能力,本文随机选取一个增压柴油机工况,采用公式 (8) 作为适应度函数,比较 SPSO 和 QPSO 优化过程。同时,试验分别在预测时域为 5 和 10 进行。在预测时域为 5 的试验中,粒子种群设置为 10,迭代次数设置为 10;在预测时域为 10 的试验中,粒子种群取 15,迭代次数取 15,试验结果见图 6 和图 7。

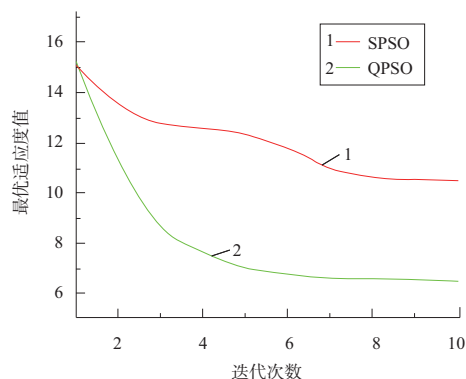


图 6 预测时域为 5 的迭代结果

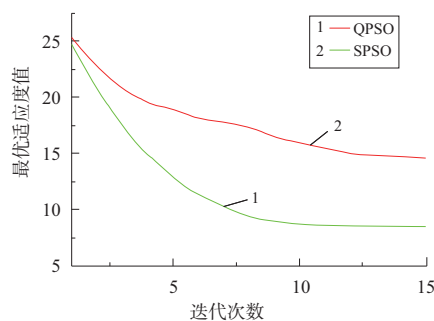


图 7 预测时域为 10 的迭代结果

2.2 非线性模型预测控制算法

本文利用 BP 神经网络构建预测模型,预测出未来时刻增压柴油机的进气流量和排气压力。通过比较各个粒子 VGT 开度下的适应度值,寻找出最优 VGT 开度。再利用最优的 VGT 开度控制增压柴油机,使其达到过量空气系数期望值和转矩期望值。整体控制流程图如图 8 所示。首先,利用 BP 预测模型预测出预测时域 N_p 下的进气流量,再与期望进气流量比较,获得两者之间的误差以及 VGT 开度的差值构成目标函数。然后,求解各个粒子的目标函数值,利用 QPSO 算法迭代对 VGT 开度寻优,得到最优的 VGT 开度,使增压柴油机平稳达到转矩期望值。

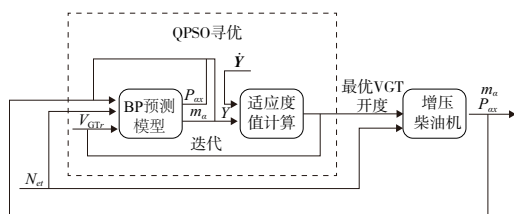


图8 非线性模型预测控制流程图

3 VGT 仿真实验

本文使用 AMESim 和 MATLAB/Simulink 进行联合仿真,通过 AMESim 软件生成 S 函数,添加至 Simulink 模块中,实现 AMESim 进行柴油机仿真,Simulink 进行控制输出^[13]。本文每 0.1 s 对柴油机数据进行采集,并对 VGT 开度进行控制,同时鉴于预测模型对预测进气流量存在误差,本文在 VGT 开度寻优前,先对下一时刻进气流量预测,若其与期望流量相差在 5% 以内,将不调节 VGT 开度,保持原有 VGT 开度,避免 VGT 的过度调控。接下来的仿真试验中,本文将预测时域取为 5,迭代次数和种群数量取 10,权值 p 取为 1,权值 Q 取值如下:

$$Q = \text{diag}(10, 10, 10, 10, 10) \quad (13)$$

3.1 瞬态响应仿真

本次仿真主要是模拟在柴油机工作时,负载瞬间变化,对比 PID 算法和 BP-QPSO 算法的适应能力。本文使柴油机转速调至 1500 r/min,在 5 s 末,燃油消耗量由 0.106 kg/min 阶跃为 0.169 kg/min,之后燃油消耗量维持在 0.169 kg/min。在 5 s 后分别使用 PID 算法和 BP-QPSO 算法控制 VGT 开度,运行结果见图 9 和图 10。从图中可以看出,两种算法控制 VGT 开度都将增压柴油机的过量空气系数提高至 1.7,使用 BP-QPSO 算法对 VGT 控制,使柴油机运行更加平稳,而 PID 需要经过一段时间才能使转矩平稳。由于 PID 算法使 VGT 开度出现大幅度减少,导致涡轮迟滞加重,柴油机运行不平稳。因此,BP-QPSO 算法在瞬态响应工况下,相比于 PID 算法可以使增压柴油机运行更加平稳。

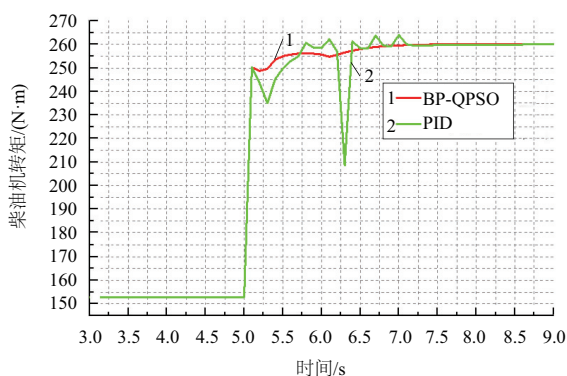


图9 转矩阶跃响应变化

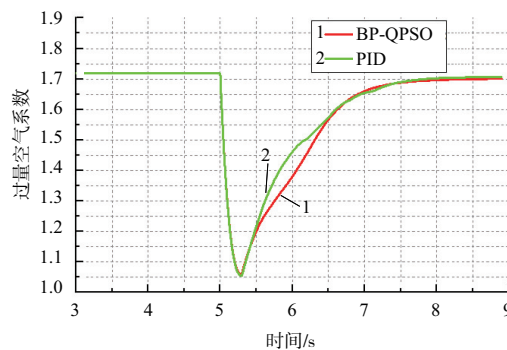


图10 增压柴油机过量空气系数变化

3.2 转矩跟随响应仿真

在本次仿真中,保持转速和燃油消耗量在一段时间内不变,之后使增压柴油机在某时刻转速和燃油消耗量阶跃,通过 BP-QPSO 算法控制 VGT 开度,使增压柴油机具备转矩和过量空气系数跟随能力。增压柴油机转速和燃油消耗量变化见图 11,增压柴油机运行结果见图 12 和图 13。从图中可以看出,增压柴油机的转矩和过量空气系数可以在较短时间内达到期望值,并且转矩变化相对比较平稳,同时每个阶段的过量空气系数都可以稳定在 1.7 左右,使增压柴油机输出期望转矩。

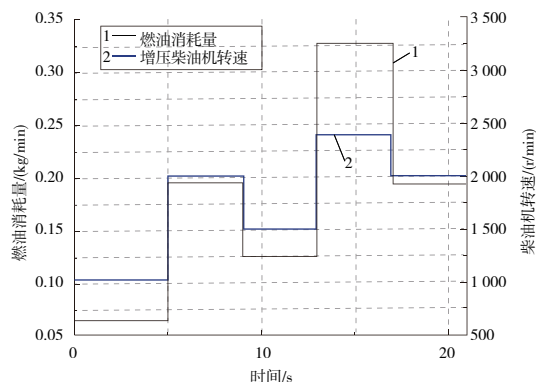


图11 柴油机转速以及燃油消耗量变化

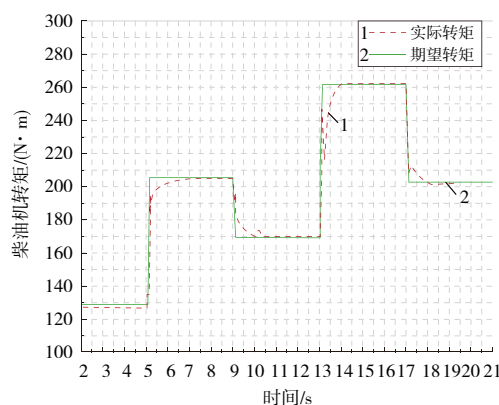


图12 增压柴油机转矩变化

(下转第 160 页)

- Land, Sea, and Air, 2008; 1495-1505.
- [8] DIXIT T, GHOSH I. Simulation intricacies of open-cell metal foam fin subjected to convective flow[J]. Applied Thermal Engineering, 2018, 137: 532-544.
- [9] ERGUN S, ORNING A A. Fluid flow through randomly packed columns and fluidized beds[J]. Industrial & Engineering Chemistry, 1949, 41(6): 1179-1184.
- [10] LACROIX M, NGUYEN P, SCHWEICH D, et al. Pressure drop measurements and modeling on SiC foams[J]. Chemical Engineering Science, 2007, 62(12): 3259-3267.
- [11] WU Z Y, CALIOT C, BAI F W, et al. Experimental and nu-

merical studies of the pressure drop in ceramic foams for volumetric solar receiver applications[J]. Applied Energy, 2010, 87(2): 504-513.

- [12] DIETRICH B. Pressure drop correlation for ceramic and metal sponges[J]. Chemical Engineering Science, 2012, 74: 192-199.
- [13] DUKHAN N, PATEL K P, VAFAI K. Entrance and exit effects for fluid flow in metal foam[C]//Montecatini. AIP, 2010: 299-304.

收稿日期:2019-12-02

(上接第 127 页)

4 结语

1) 鉴于增压柴油机参数之间呈现出非线性,本文采用 BP 神经网络建立预测模型,对未来时刻进气流量和排气压力进行准确预测,为 VGT 的控制提供了依据。

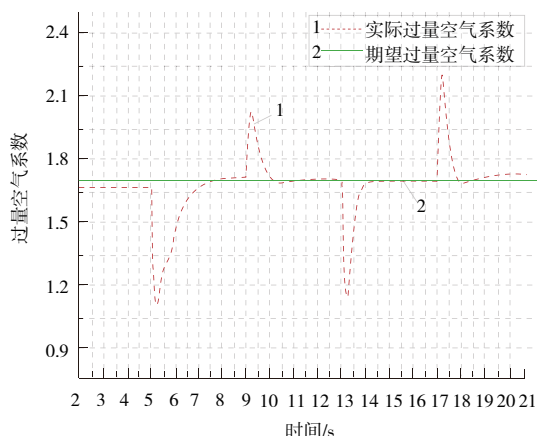


图 13 增压柴油机过量空气系数变化

2) 通过对普通 PSO 算法和量子 PSO 算法做对比,发现量子 PSO 算法调节参数少,同时适应度下降更快,结果相比于普通 PSO 表现更优。

3) 本文在两种响应仿真中,利用 QPSO 算法对 VGT 进行寻优,从仿真结果可以看出,该算法通过控制 VGT 开度,使增压柴油机转矩平稳运转至期望值,具备良好的转矩跟随能力。

参考文献:

- [1] 邢世凯,马朝臣,高建兵.可变喷嘴涡轮增压器与柴油机匹配的数值模拟[J].内燃机工程,2016,37(3):139-143.
- [2] 周鹏程,王银燕,王贺春,等.可变截面涡轮增压瞬态性能仿真研究[J].船舶工程,2018,40(1):76-80.
- [3] 艾丽思.高压共轨柴油机 VNT 控制策略研究[D].昆明:昆明理工大学,2015.

- [4] HAO L J, HUANG Y, ZHUANG F J, et al. Research on the control strategy of variable nozzle turbocharger for natural gas engine[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2010, 19(1): 37-41.
- [5] HONG S, PARK I, SUNWOO M. Model-based gain scheduling strategy for an internal model control-based boost pressure controller in variable geometric turbocharger system of diesel engines[J]. Journal of Dynamic Systems Measurement and Control, 2016, 138(3): 031010.
- [6] NIU X X, YANG C L, WANG H C, et al. Investigation of ANN and SVM based on limited samples for performance and emissions prediction of a CRDI-assisted marine diesel engine[J]. Applied Thermal Engineering, 2017, 111: 1353-1364.
- [7] WANG L F, ZHANG N, DU H P. Real-time identification of vehicle motion-modes using neural networks[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 50/51: 632-645.
- [8] WANG Y S, SHEN G Q, XING Y F. A sound quality model for objective synthesis evaluation of vehicle interior noise based on artificial neural network[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 45(1): 255-266.
- [9] 钱志远.遗传算法优化 BP 神经网络港口起重机故障诊断[J].机械制造与自动化,2019,48(1):172-175.
- [10] SUN J, WU X J, PALADE V, et al. Convergence analysis and improvements of quantum-behaved particle swarm optimization[J]. Information Sciences, 2012, 193: 81-103.
- [11] SUN J, XU W B, FENG B. A global search strategy of quantum-behaved particle swarm optimization[C]//IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, 2004. Singapore: IEEE, 2004: 111-116.
- [12] SUN J, FENG B, XU W B. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior[C]//Proceedings of the 2004 Congress on Evolutionary Computation (IEEE Cat. No. 04TH8753). Portland, OR: IEEE, 2004: 325-331.
- [13] 邓元望,贾国海,左青松,等.汽油机燃油控制系统联合仿真[J].中南大学学报(自然科学版),2011,42(2):384-390.

收稿日期:2019-11-22