

doi: 10.7690/bgzd.2019.05.007

某随动负载模拟器 GM/SN-PID 自适应控制

闫时军, 高 强, 张建学, 王经纬
(南京理工大学机械工程学院, 南京 210094)

摘要: 为提高某随动负载模拟器加载系统的加载精度, 设计一种基于灰预测单神经元 PID 自适应 (grey prediction single neuron PID, GM/SN-PID) 控制策略。通过分析随动负载模拟器的系统构成和工作原理, 简化加载电机模型, 根据转动惯量盘模型, 建立随动负载模拟器模型。在传统 PID 控制的基础上引入灰预测模型用于初始化 PID 参数的整定, 单神经元自适应控制器用于在线调节 PID 比例、积分和微分参数。仿真结果表明: 该方法能提高加载系统的加载精度, 具有较强的鲁棒性, 优于传统 PID 控制。

关键词: 随动系统; 单神经元; 灰预测; 跟踪精度

中图分类号: TJ303.8 **文献标志码:** A

Adaptive Control of Certain Type Servo System Load Simulator GM/SN-PID

Yan Shijun, Gao Qiang, Zhang Jianxue, Wang Jingwei
(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: In order to improve the loading accuracy of certain type servo system loading simulator, a gray prediction single neuron PID control strategy is designed. By analyzing the system configuration and working principle of the servo system loading simulator, the model of the load motor is simplified, and a servo load simulator model is established according to the inertia moment disk model. Based on the traditional PID control, a gray prediction model is added to initialize the PID parameter setting, and a single neuron adaptive controller is added to adjust the PID proportional, integral and derivative parameters online. The simulation results show that the designed control method can improve the loading accuracy of the loading system, and it has strong robustness and is superior than the traditional PID control.

Keywords: servo system; single neuron; grey prediction; tracking accuracy

0 引言

炮控随动系统在现代火炮系统中占据重要的位置, 被应用在舰载火箭炮、反坦克火炮和防空高炮等火炮中^[1]。为了保证炮控随动系统的稳定性、响应速度和动静态精度, 就需要测试随动系统的性能。早期的测试是反复实地破坏性试验, 该方法不仅浪费资源, 测试周期长, 而且对要求较高的炮控随动系统很难保证测试数据的准确性和完整性^[2]。迫切需要台架实验来考核随动系统品质^[3], 随动系统负载模拟器便成为研究的重点。

由于该随动负载模拟器存在着间隙、摩擦、连接机构的弹性变形以及加载电机自身等因素, 使得加载精度受到很大制约。文献[4]为了解决舵机的外来扰动问题, 采用一种角度位置同步方法, 能够提高电动负载模拟器的加载精度; 文献[5]采用电动负载模拟器结构不变性补偿的方法, 减小负载模拟器干扰力矩; 文献[6]在建立数学模型基础上增加前馈补偿, 实现对负载模拟器多余力矩进行补偿。上述

方法在负载模拟器的加载精度上取得了较好的效果, 但是大部分文献是在航空航天中对飞行器舵机负载模拟器进行控制研究, 而笔者研究的是某炮控随动系统负载模拟器。两者研究的对象不同, 但又有着密切的联系。

为了提高某炮控随动负载模拟器的加载电机输出力矩精度, 笔者引入灰预测模型和单神经元自适应。仿真和实验结果表明: 笔者所设计基于灰预测单神经元 PID 自适应 (GM/SN-PID) 控制策略能够显著提高负载模拟器的加载精度, 可以应用在炮控随动系统的动态力矩测试。

1 系统构成及工作原理

如图 1, 笔者研究的某随动系统负载模拟器主要由主控计算机、力矩控制器、加载电机驱动器、加载电机、扭矩传感器、信号调理模块和被测炮控随动系统等组成。其工作原理为: 被测炮控随动系统位置电机以一定的角速度运动, 对加载电机产生负载力矩; 加载电机根据扭矩传感器采集的力矩值

收稿日期: 2018-12-09; 修回日期: 2019-01-16

作者简介: 闫时军(1992—), 男, 河南人, 硕士, 从事伺服智能控制研究。

跟随被测炮控随动系统运动，同时对输出设定的力矩值进行力矩加载。

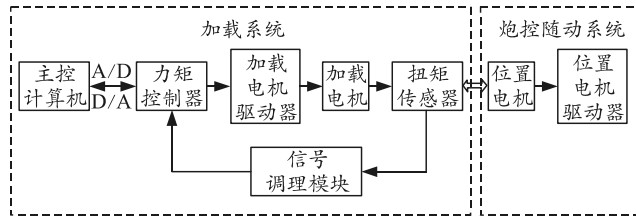


图 1 随动负载模拟器结构

2 数学模型

该负载模拟器的加载系统采用交流永磁同步电机进行力矩加载，交流永磁同步电机电场和磁场关系比较复杂，控制电流和输出力矩存在非线性关系，而且电机自身存在耦合现象^[7]。为了便于建立数学模型，采用面向磁场的矢量控制方法，实现电压、电流和磁势等变量的解耦。结合某随动负载模拟器的特点，在电机交轴电流 $i_d=0$ 的控制方式下，近似地表示为直流力矩电机模型^[8]。

2.1 加载电机建模

依据直流力矩电机的特性，容易得到系统的加载电机输出力矩：

$$T_m(s) = \frac{K_T U_m(s) - K_e K_T \theta_m(s)s}{L_m s + R_m} - \frac{(L_m s + R_m)(J_m s^2 + B_m s)\theta_m(s)}{L_m s + R_m} \quad (1)$$

式中： K_e 为电机反电动势系数； B_m 为粘滞摩擦系数； R_m 为定子电阻； L_m 为电机电感； J_m 为等效转动惯量； K_T 为力矩系数； T_m 为加载系统的输出力矩； U_m 为加载电机输入电压； θ_m 为加载系统端转角。

2.2 转动惯量盘建模

火炮由于带弹数量变化、振动和颠簸等因素产生惯性力矩。为了模拟该随动系统的惯性力矩，通过在加载电机的输出轴端装不同数目的转动惯量盘来模拟该炮控随动系统的惯性力矩^[9]。

$$\Delta T = K_j J_i \frac{d\omega_m}{dt} \quad (2)$$

式中： ΔT 是由转动惯量盘产生的惯性力矩； K_j 是转动惯量系数； J_i 是转动惯量盘的转动惯量； ω_m 是电机的角速度。根据加载电机模型，可以得到随动负载模拟器数学模型如图 2。其中： $G_T(s)$ 为力矩控制器； i_m 为加载电机电流； E_m 为电机反电动势； θ_t 为通过函数 $f(\theta_t)$ 产生力矩的角度； T_d 为理想力矩； K_v

为力矩环反馈系数。

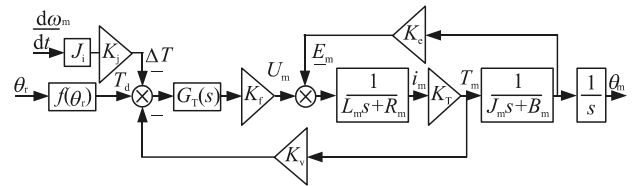


图 2 随动负载模拟器模型

3 力矩控制器设计

笔者设计的 GM/SN-PID 力矩控制器如图 3。

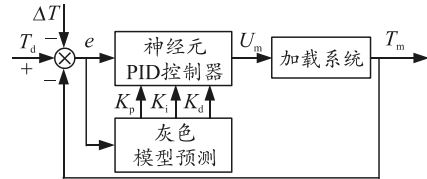


图 3 GM/SN 自适应 PID 力矩控制器

GM/SN-PID 控制器主要由 2 部分组成：1) PID 初始参数整定。利用灰色模型预测优化传统 PID 控制器的 3 个初始参数指标，直到达到预定的指标。2) PID 参数自整定。通过单神经元自适应对 PID 参数在线学习，实现 PID 参数自整定功能。

3.1 单神经元自适应 PID 控制器

某随动负载模拟器加载系统要求较高的实时性。由于单神经元结构计算量小，运算速度快，能够满足系统实时性要求，并且鲁棒性较强，因此选用单神经元神经网络与 PID 控制相结合，根据系统偏差对其权系数进行在线学习，从而达到 PID 参数自调整的目的。其结构如图 4。

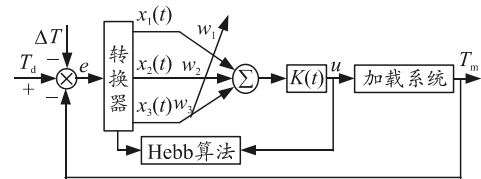


图 4 单神经元 PID 控制器

单神经元是一个多输入单输出信息处理单元，其 3 个输入分别为

$$\left. \begin{aligned} x_1(k) &= e(k) \\ x_2(k) &= T \sum e(i) \\ x_3(k) &= \frac{e(k) - e(k-1)}{T} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

权值分别为

$$\left. \begin{aligned} w_1(k) &= K_p(k) \\ w_2(k) &= K_i(k) \\ w_3(k) &= K_d(k) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

输出为

$$z(k) = x_1 w_1 + x_2 w_2 + x_3 w_3 = K_p e(k) + K_i T \sum e(i) + \frac{K_d}{T} [e(k) - e(k-1)]. \quad (5)$$

由式(5)得到对加权系数实时在线学习, 可以实现加载系统自适应的能力。采用 Hebb 算法对加权系数优化, 其算式为:

$$\left. \begin{aligned} \Delta K_p &= w_1(k+1) - w_1(k) \\ \Delta K_i &= w_2(k+1) - w_2(k) \\ \Delta K_d &= w_3(k+1) - w_3(k) \end{aligned} \right\}; \quad (6)$$

$$\left. \begin{aligned} w_1(k+1) &= w_1(k) + \eta_p e(k) u(k) x_1(k) \\ w_2(k+1) &= w_2(k) + \eta_i e(k) u(k) x_2(k) \\ w_3(k+1) &= w_3(k) + \eta_d e(k) u(k) x_3(k) \end{aligned} \right\}; \quad (7)$$

$$u(k) = u(k-1) + K \sum_{i=1}^3 \bar{w}_i(k) x_i; \quad (8)$$

$$\bar{w}_i(k) = \frac{w_i(k)}{\sum_{i=1}^3 |w_i(k)|}. \quad (9)$$

式中: $u(k)$ 为输出; K 为神经元的比例系数; η_p 为比例系数学习速率; η_i 为积分系数学习速率; η_d 为微分系数学习速率。

3.2 灰色模型预测的 PID 参数整定

笔者采用 GM(1,1) 模型对 PID 参数的整定措施为:

1) 预测系统新数据序列 $Y^{(1)}$ 。

$$y^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k y^{(0)}(i), k = 1, 2, 3, \dots, n. \quad (10)$$

式中: $Y^{(0)}$ 是初始数据序列值; n 是数据长度。

2) 模型建立。

求出 $Y^{(1)}$ 紧邻数据的均值, 获得新的数据序列值 $Z^{(1)} = (z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), \dots, z^{(1)}(n))$ 。

$$Z^{(1)}(k) = 0.5[y^{(1)}(k) + y^{(1)}(k-1)], k = 2, 3, \dots, n. \quad (11)$$

GM(1,1) 模型基本公式^[10]:

$$y^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b, k = 2, \dots, n. \quad (12)$$

式中: a 是发展因子; b 是作用灰量。

令 $M = [a, b]^T$ 为参数列, 矩阵 P 、 Q 形式为:

$$P = \begin{bmatrix} y^{(0)}(2) \\ y^{(0)}(3) \\ \vdots \\ y^{(0)}(n) \end{bmatrix}, \quad Q = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}. \quad (13)$$

根据最小二乘法, 参数列满足:

$$M = (Q^T Q)^{-1} Q^T P. \quad (14)$$

将得到的参数列 $[a \ b]$ 代入式(12), 可得:

$$(1 + 0.5a)y^{(0)}(k) + ay^{(1)}(k-1) = b. \quad (15)$$

即

$$y^{(0)}(k) = \frac{b - ay^{(1)}(k-1)}{1 + 0.5a} = \left(\frac{1 - 0.5a}{1 + 0.5a} \right) y^{(0)}(k-1), k > 2. \quad (16)$$

因此, 得到 GM(1,1) 的输出值:

$$\hat{y}(p) = \frac{b - ay^{(0)}(1)}{1 + 0.5a} \cdot \left(\frac{1 - 0.5a}{1 + 0.5a} \right)^{(n+p-2)}. \quad (17)$$

式中 p 为预测步长。预测步长的选取根据系统的滞后或惯性程度来确定。文中取 $n=5, p=8$ 。

3) PID 参数值整定。

在每次参数整定循环中, 均保持相同的 n , 把扭矩传感器采集到的最新数据 $y^{(0)}(k+1)$ 加入预测序列中, 替换掉最旧数值 $y^{(0)}(1)$, 其他数据依次同步前移, 将得到新的预测数据序列。循环执行 1) 和 2), 直至达到预期的指标, 输出 PID 参数值。

4 仿真分析

为了检验 GM/SN-PID 控制器的控制能力, 对某随动负载模拟器进行了仿真实验, 需要用到的参数如表 1 所示。

表 1 随动负载模拟器主要参数

参数	数值	参数	数值
K_e /(V·rad/s)	0.409	ω_m /(rad/s)	314.00
K_f /(A/V)	1.010	B_m /(N·m/(rad/s))	0.240
J_m /(kg·m ²)	0.006 8	J_f /(kg·m ²)	3.6×10^{-4}
K_T /(N·m/A)	1.410	R_m/Ω	3.90
L_m /H	0.010		

笔者仿真比较了传统 PID 控制器 (PID)、单神经元自适应 PID 控制器 (SN-PID) 和基于灰预测单神经元自适应 PID 控制器 (GM/SN-PID) 对随动负载模拟器加载电机加载的控制效果。其中 PID 和 SN-PID 控制器的 K_p 、 K_i 、 K_d 参数采用 Z-N 方法进行整定, 整定后参数分别为: $K_p=4.999 \ 8$ 、 $K_i=30.301 \ 8$ 和 $K_d=0.197 \ 99$ 。

4.1 阶跃响应

当加载阶跃力矩指令为 5 N·m 时, 传统 PID 控制器 (PID)、单神经元自适应 PID 控制器 (SN-PID) 和 GM/SN-PID 自适应控制器阶跃响应特性如图 5, 其响应误差如图 6。

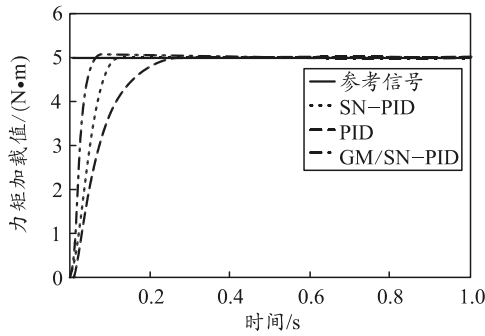


图 5 阶跃响应

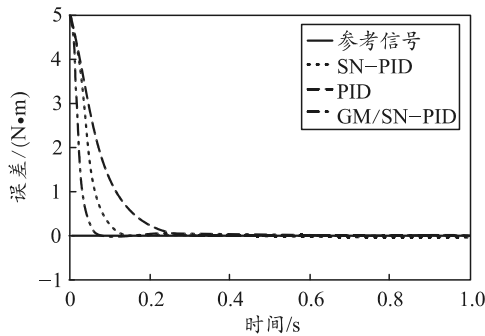


图 6 响应误差

由图 5、图 6 可知：采用 PID 控制器系统的稳态误差为 $\pm 0.242 \text{ N}\cdot\text{m}$ ，调整时间为 0.34 s ；SN-PID 控制策略，调整时间为 0.16 s ，稳定误差为 $\pm 0.042 \text{ N}\cdot\text{m}$ ；采用 GM/SN-PID 控制策略，输入阶跃力矩，调整时间为 0.08 s ，稳态后误差为 $\pm 0.028 \text{ N}\cdot\text{m}$ 。

4.2 正弦跟踪

为验证 GM/SN-PID 控制策略的可行性，根据实际情况选取加载电机的参考信号为 $T_d = 5\sin(2\pi t) \text{ N}\cdot\text{m}$ 。考虑到被测炮控随动系统的主动运动对负载模拟器加载系统的影响，取位置电机指令信号为 $\sin(2\pi t)$ ，对某随动负载器加载系统进行正弦跟踪实验。图 7 为采用 PID、SN-PID 和 GM/SN-PID 的正弦响应特性。图 8 为正弦误差曲线。

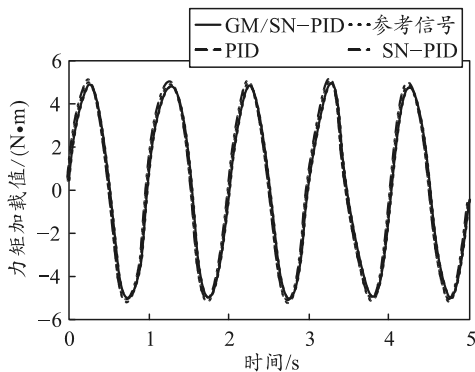


图 7 正弦跟踪

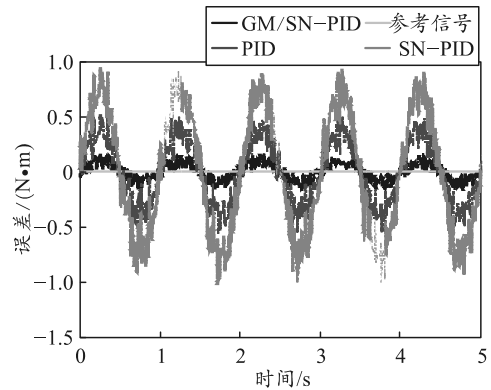


图 8 正弦跟踪误差

由图 7 和图 8 可得：PID 控制器的实际力矩输出平均幅值偏差为 $0.763 \text{ N}\cdot\text{m}$ ，相位滞后 6.51° ；SN-PID 控制器的实际力矩输出平均幅值偏差为 $0.375 \text{ N}\cdot\text{m}$ ，相位滞后 3.28° ；GM/SN-PID 控制器的实际力矩输出平均幅值偏差为 $0.0803 \text{ N}\cdot\text{m}$ ，相位滞后 1.24° 。

5 结论

综合上述实验结果可以得出：在阶跃响应实验中，SN-PID 控制方法比传统 PID 控制方法快 180 ms 进入稳定状态，而 GM/SN-PID 控制方法比传统 PID 快 260 ms 进入稳定状态，GM/SN-PID 的响应时间明显要比 SN-PID 快，并且 GM/SN-PID 的稳定误差是 3 种控制方法中最小的。在正弦跟踪实验中，SN-PID 控制方法的幅差比传统 PID 的幅值偏差小 $0.388 \text{ N}\cdot\text{m}$ ，SN-PID 相位差也比 PID 小 3.23° ；GM/SN-PID 控制方法的幅差比传统 PID 的幅值偏差小 $0.6827 \text{ N}\cdot\text{m}$ ，SN-PID 相位差也比 PID 小 5.27° 。显然，GM/SN-PID 的控制系统动态性能较好，力矩跟踪精度较好。

GM/SN-PID 自适应控制方法能够实现随动负载模拟器响应速度快、静态稳定误差小和动态跟踪精度高，改善了传统 PID 控制的缺点，满足系统性能指标。仿真结果表明了 GM/SN-PID 自适应控制方法的优越性，具有应用前景。

参考文献：

- [1] 韩崇伟, 杨刚, 陈腾飞, 等. 基于分数阶控制的火炮伺服系统[J]. 兵工自动化, 2016, 35(10): 4-8.
- [2] AGHILI F, PIEDBOEUF J C. Contact dynamics emulation for hardware-in-loop simulation of robots interacting with environment[C]. Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Robotics & Automation, 2002: 523-529.
- [3] 朱莹, 刘伟, 宋琳. 火控随动系统模拟器设计[J]. 兵工

- 自动化, 2008, 27(2): 84-86.
- [4] 黄勇, 孙力, 闫杰. 电动负载模拟器的同步控制研究[J]. 弹箭与制导学报, 2010, 30(2): 42-44.
- [5] 李瑞, 王明彦. 电动负载模拟器抑制多余力的结构补偿控制[J]. 机床与液压, 2013, 41(3): 62-64.
- [6] 王易炜, 段晓明, 黄丰保. 舵机电动加载系统多余力抑制策略研究[J]. 微计算机信息, 2012, 28(6): 27-28.
- [7] 符文星, 孙力, 于云峰. 大力矩电动负载模拟器设计与

 (上接第 28 页)
- [3] 徐永海, 肖湘宁, 杨以涵, 等. 小波变换在电能质量分析中的应用[J]. 电力系统自动化, 1999, 23(23): 55-58.
- [4] 徐健, 周著斌. 混合电能质量检测方法的研究[J]. 电子设计工程, 2016, 24(22): 53-56.
- [5] 黄南天, 徐殿国, 蔡国伟. 采用自适应广义 S 变换与概率神经网络的电能质量扰动识别[J]. 电工技术学报, 2013, 28(1 增): 209-216.
- [6] 徐艳春, 陈国训, 李振兴, 等. 基于 HHT 的电能质量多扰动信号检测方法[J]. 电力科学与技术学报, 2016, 31(1): 55-61.
- [7] 李双科, 吴记群. 基于数学形态滤波的电力系统采样信号降噪处理[J]. 工业仪表与自动化装置, 2012(3): 88-90.
- [8] 欧阳森, 黄润鸿. 基于形态边缘检测的电能质量暂态扰动定位方法[J]. 电网技术, 2012, 36(4): 63-67.
- [9] 冯洋. 基于改进的奇异值分解和形态滤波的弱小目标背景抑制[J]. 现代电子技术, 2016(3): 5-8.
- [10] MAJ J B, ROYACKERS L, MOONEN M, et al. 建模[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(12): 3596-3598.
- [8] 寇宝泉. 交流伺服电机及其控制[M]. 北京: 机械工业出版社, 2008: 256-287.
- [9] 王超, 刘荣忠, 侯远龙, 等. 基于改进 WNN 的随动负载模拟器研究[J]. 系统仿真学报, 2015, 27(2): 344-351.
- [10] 邓聚龙. 灰预测与灰决策[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2005: 389-402.
- SVD-based optimal filtering for noise reduction in dual microphone hearing aids: a real time implementation and perceptual evaluation[J]. IEEE transactions on bio-medical engineering, 2005, 52(9): 1563-73.
- [11] 王慧慧, 王萍, 杨挺. 基于改进数学形态学与 S 变换的暂态电能质量扰动检测[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2016, 49(6): 631-638.
- [12] 赵昭, 刘利林, 张承学, 等. 形态学滤波器结构元素选取原则研究与分析[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(14): 21-25.
- [13] AKRITAS A G, MALASCHONOK G I. Applications of singular-value decomposition (SVD)[J]. Mathematics & Computers in Simulation, 2004, 67(1-2):15-31.
- [14] 赵学智, 叶邦彦. SVD 和小波变换的信号处理效果相似性及其机理分析[J]. 电子学报, 2008, 36(8): 1582-1589.
- [15] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.
- [16] 周贤姣, 张建文, 仲金龙, 等. 基于 SVD 的电压跌落持续时间检测新方法[J]. 电测与仪表, 2015, 52(12): 83-87.