

doi: 10.7690/bgzdh.2013.05.016

参数自学习 PID 算法在电动负载模拟器中的应用

王强, 王志胜

(南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016)

摘要: 针对电动负载模拟器的舵机主动运动引起的多余力矩会严重影响系统的载荷谱跟踪精度的问题, 利用前馈控制对多余力矩进行补偿和抑制, 提出并使用一种基于 BP 神经网络的 PID 参数自学习控制算法来实现高精度跟踪载荷谱的方法。阐释了电动负载模拟器在被动式加载中多余力矩的产生和影响, 基于结构不变性原理, 使用前馈控制对舵机速度干扰进行补偿, 以抑制多余力矩; 在前馈控制抑制多余力矩的基础上, 分析传统 PID 算法和静态 BP 神经网络在非线性和参数时变条件下存在的局限性, 并在舵机干扰的情况下, 分别对常值和正弦载荷谱进行仿真测试。仿真结果表明: 控制算法使得电动负载模拟器可以准确、快速地跟踪载荷谱, 提高了电动负载模拟器的自适应性和鲁棒性。

关键词: 负载模拟器; 多余力矩; 前馈控制; BP 神经网络; 参数自学习

中图分类号: TJ760.6⁺2 **文献标志码:** A

Application of Parameters Self-Learning PID Algorithm in Electric Load Simulator

Wang Qiang, Wang Zhisheng

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Due to the fact that surplus torque caused by the movement of rudder seriously affected load spectrum tracking accuracy of electric load simulator, feed forward control was used to compensate and suppress the surplus torque, and parameters self-learning PID algorithm based on BP neural network was used to achieve high-precision tracking of the load spectrum. The cause and effect of surplus torque to electric load simulator in the passive loading mode was explained, feed forward control based on structure invariance principle was used to compensate and suppress surplus torque caused by the movement of rudder. Based on feed forward control suppressing surplus torque, the limitations of traditional PID algorithm and static BP neural network were analyzed in the conditions of nonlinear and time-varying parameters. Self-learning PID control algorithm based on BP neural network was used to make PID parameters adjust online and to achieve high-precision tracking of the load spectrum. In the case of rudder interference, simulations on constant and sinusoidal load spectrum were tested respectively. The simulation results show that the control algorithm makes the electric load simulator could accurately and quickly track the load spectrum, improving the adaptability and robustness of the electric servo load simulator.

Key words: load simulator; surplus torque; feed forward compensation; BP neural network; parameter self-learning

0 引言

在新型号导弹、飞机的研发过程中, 需要对飞行器的性能进行全面测试, 以确保飞行器的性能严格达到指标要求。负载模拟器用来对飞行器的舵机进行力矩加载试验, 模拟飞行器舵面在各种条件下所受到的气动载荷。与传统的全实物实验相比, 使用负载模拟器进行半实物仿真实验可以更方便快捷地获取实验数据, 而且数据可靠性高, 可重复性强, 减少系统研制过程中所需的人力、物力和财力, 从而缩短研发周期, 同时确保飞行器的性能要求。

使用直流力矩电机驱动的负载模拟器主要用于低频、小载荷、高精度的舵机实验, 特别针对小型无人机等飞行器的地面模拟实验。电动负载模拟器具有高精度、高可靠性、低成本、便于维护等优点^[1]。

电动负载模拟器是典型的被动式加载系统, 舵

机主动运动引起的多余力矩会严重影响系统的载荷谱跟踪精度; 因此, 补偿或抑制多余力矩成为电动负载模拟器控制的首要问题, 需使用前馈控制来实现对多余力矩的补偿或抑制。由于实际的加载试验中, 存在非线性、载荷谱时变等因素, 经典的 PID 控制在提高加载精度方面有较大的局限性, 笔者利用神经网络在线调整权值来实现 PID 参数自学习, 以解决控制中存在的非线性、参数时变等问题。

1 电动负载模拟器的控制策略

电动负载模拟器的控制主要涉及 2 个方面: 一是补偿、抑制多余力矩; 二是在有效抑制多余力矩的基础上控制算法进一步提高力矩的加载精度。笔者使用前馈控制算法对舵机运动角速度进行补偿, 来达到补偿或抑制多余力矩的目的; 使用基于 BP 神经网络参数自学习 PID 控制算法来达到高精度跟

收稿日期: 2012-11-16; 修回日期: 2012-12-19

作者简介: 王强(1987—), 男, 山西人, 在读硕士, 从事机电模拟技术、工业机器人技术研究。

踪载荷谱的目的。

1.1 多余力矩的产生和抑制

由于电动负载模拟器的电机输出轴与舵机的输出轴之间使用联轴器刚性连接, 加载电机与舵机的运动规律基本一致, 不受加载指令的影响。舵机的主动运动对加载系统是强位置干扰, 加载系统被动地按照载荷谱指令给舵机加载; 因此, 电动负载模拟器是典型的被动式加载系统。

多余力矩是指在加载指令为 0 时, 舵机主动运动对加载系统产生的力矩。多余力矩的存在, 严重地影响了系统的载荷谱跟踪精度, 甚至载荷谱信号被多余力矩完全湮没; 因此, 补偿和抑制多余力矩是电动负载模拟器首要解决的问题^[2]。

基于吴金波等人在电动负载模拟器的建模与混合校正策略中建立的数学模型^[3], 使用基于结构不变性原理的前馈控制算法来实现对多余力矩的补偿^[4]。图 1 中 $\Omega_2(s)$ 是舵机运动的角速度, 对电动负载模拟器是可测量的扰动, 设计前馈补偿控制器 $G_n(s)$, 使得 $\Omega_2(s)$ 经过 $G_n(s)$ 对系统输出产生补偿作用, 以抵消 $\Omega_2(s)$ 通过其前向通路对输出的影响。

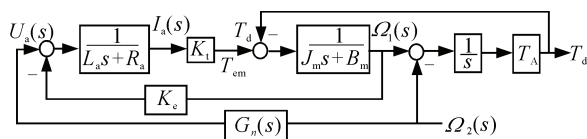


图 1 电动负载模拟器前馈控制方框图

由图 1 可得前馈控制器表达式

$$G_n(s) = \frac{(L_a s + R_a)(J_m s + B_m) + K_e K_t}{K_t} \quad (1)$$

从式 (1) 中可以看出, 前馈补偿对舵机运动的速度、加速度和加加速度进行了补偿; 同时, 多余力矩随舵机运动的频率增加而增大^[5]。但补偿通道含有纯微分环节, 物理上不可实现, 需要配置远离虚轴的极点, 使得

$$G_n(s) = \frac{J_m L_a s^2 + (J_m R_a + L_a B_m) s + R_a B_m + K_e K_t}{K_t (Ts + 1)(Ts + 1)} \quad (2)$$

只要 T 足够小, 即可使附加的闭环极点远离虚轴, 对系统动态性能影响很小。

1.2 基于 BP 神经网络参数自学习 PID 控制

电动负载模拟器的性能包括静态特性和动态特性。静态特性指在舵机静止的状态下, 加载系统按照加载指令输出力矩的能力。由于舵机静止, 不存在位置扰动, 可以保证足够的加载精度和带宽。静

态加载反映的是加载系统自身的控制能力, 是研究电动负载模拟器动态加载的前提^[6]。

电动负载模拟器主要用作测试舵机性能的半实物仿真设备, 其动态特性决定了舵机测试实验的可信度和准确度。动态特性指在舵机按照舵指令运动的过程中, 加载系统在舵机强位置扰动作用下按照加载指令输出力矩的能力, 此时负载模拟器处于被动式加载, 电动负载模拟器主要考察其动态特性。

使用传统的 PID 控制和前馈补偿结合的控制策略虽然简单易行, 但由于以下原因, 使得该策略存在明显的不足:

1) 飞行器在飞行过程中, 舵机承受的气动载荷是高度非线性的, 而固定的 PID 参数, 无法对各种载荷谱实现高精度的跟踪;

2) 实际中, 电动负载模拟器受到机械加工、电气性能等因素的影响, 会存在摩擦、死区等非线性环节, PID 控制策略对非线性的控制作用有限。

而使用电动负载模拟器测试舵机时, 舵机的运动可能是任意的, 这就导致了扰动的不确定性, 载荷谱也可能为高度非线性曲线或飞行器实测的气动载荷数据, 甚至无法给出精确的数学描述。在这种情况下, 使用传统的先训练后测试的静态神经网络控制器无法适应需要, 而且静态神经网络的各层节点的权值均已确定, 训练样本也不可能包含载荷谱和舵机运动的所有组合, 一定程度上限制了神经网络的泛化能力。神经网络控制器必须实现在线学习, 从而达到在线调整 PID 参数的目的; 为此, 笔者使用基于 BP 神经网络的 PID 参数自学习的控制算法来取代传统的 PID 控制。使用基于 BP 神经网络参数自学习 PID 控制器和前馈补偿结合的控制策略, 电动负载模拟器在不同的载荷指令下自动调节 PID 参数, 使系统响应达到最佳, 从而有效地实现电动负载模拟器高精度跟踪载荷谱。

BP 神经网络具有以任意精度逼近非线性函数的能力, 而且结构和学习算法简单明确。通过神经网络自身的学习, 可以找到某一最优控制率下的 PID 控制器参数。基于 BP 神经网络的 PID 控制器系统由 2 部分组成: 经典的 PID 控制器——直接对被控对象进行闭环控制, 并且 K_p 、 K_i 、 K_d 3 个参数在线调整; BP 神经网络——根据系统的运行状态, 调节 PID 控制器的参数, 以达到某种性能指标的最优化。即神经网络输出层神经元的输出状态对应于 PID 控制器的 3 个可调参数 K_p 、 K_i 、 K_d , 通过神经

网络的自学习、调整权值系数，从而使其稳定状态对应于某种最优控制率下的 PID 控制器参数^[7]。基于 BP 神经网络的 PID 控制系统结构如图 2 所示。

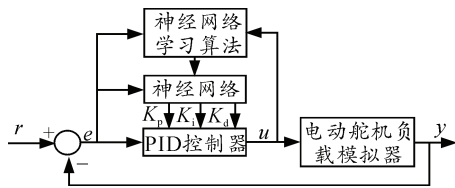


图 2 基于 BP 神经网络的 PID 控制系统结构

笔者采用一个三层 BP 网络，输入层有 3 个输入节点，分别对应 $e(k)$ 、 $e(k-1)$ 、 $e(k-2)$ 的归一化数值^[8]；输出层有 3 个输出节点，分别对应 PID 控制器的 3 个可调参数 K_p 、 K_i 、 K_d 。隐层节点的个数根据需要增加或减少，暂定为 10 个。

由于 K_p 、 K_i 、 K_d 不能为负，因此输出层神经元的激活函数取非负的 Sigmoid 函数，而隐层神经元的激活函数可取正负对称的 Sigmoid 函数。

取性能指标函数为

$$J = \frac{1}{2} [r(k) - y(k)]^2 = \frac{1}{2} e(k)^2 \quad (3)$$

其中： $r(k)$ 为 k 时刻的加载指令； $y(k)$ 为 k 时刻电动负载模拟器的实际输出力矩。神经网络使用 delta 学习规则调整网络中各层的权系数，为防止 BP 神经网络陷入局部极小值点，提高网络的泛化能力和收敛速度，引入动量项，使得权值修改为

$$\Delta w(k+1) = -\eta \frac{\partial J}{\partial w} + \alpha \Delta w(k) \quad (4)$$

其中 η 为学习率， α 为动量因子。

梯度公式

$$\frac{\partial J}{\partial w} = \frac{\partial J}{\partial y(k+1)} \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial w} \quad (5)$$

其中 $\frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)}$ 称为 Jacobian 信息^[2]，反映电动负载模

拟器的输入输出关系。 $\frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)}$ 绝对值的大小仅影响权值收敛变化的速度，而正负影响权值收敛变化的方向。对于神经网络权值的收敛，收敛方向是最关键的。收敛速度可通过调节其他因子来补偿；因此，使用符号函数 $\text{sgn}[\frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)}]$ 来近似代替^[9]。梯度公式修改为

$$\frac{\partial J}{\partial w} = \frac{\partial J}{\partial y(k+1)} \text{sgn}[\frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)}] \frac{\partial u(k)}{\partial w} \quad (6)$$

算法流程^[7]大致如下：

1) 确定神经网络的隐层节点个数，初始化神经网络各层的初始权值、学习率和动量因子，迭代计数 $k=1$ 。

2) 采样得到 $r(k)$ 和 $y(k)$ ，计算 $e(k) = r(k) - y(k)$ 。

3) 对 $e(k)$ 、 $e(k-1)$ 、 $e(k-2)$ 进行归一化处理，作为神经网络的输入。

4) 计算神经网络各层神经元的输入和输出，神经网络的输出层输出即为 PID 控制器的 3 个可调参数 K_p 、 K_i 、 K_d 。

5) 使用增量式 PID 计算控制器输出 $u(k)$ 。

6) 根据误差反向传播原理修正各层的权值。

7) $k=k+1$ ，跳转至 2)。

2 仿真结果

舵机以幅值为 10° 频率为 8 Hz 的正弦位置指令运动时，多余力矩及加入前馈控制后多余力矩抑制效果的仿真结果如图 3 所示。

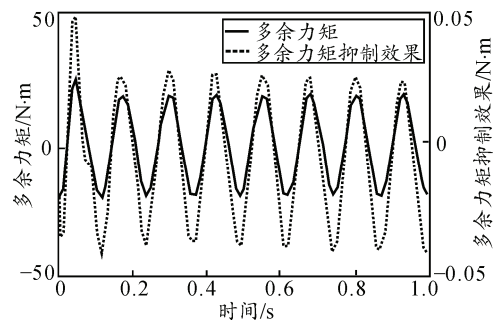


图 3 多余力矩及前馈控制的抑制效果

由图 3 可见，在未加入前馈补偿前，舵机运动产生的多余力矩幅值达到 18 N·m，而加入前馈控制后，多余力矩大幅下降，不足原多余力矩的 1%。可见，前馈控制已很好地实现对多余力矩的补偿和抑制，从而为加载系统准确地跟踪载荷谱奠定了基础。

舵机以幅值为 10° 频率为 8 Hz 的正弦位置指令运动，要求负载模拟器输出 10 N·m 的力矩。仿真结果如图 4 所示。

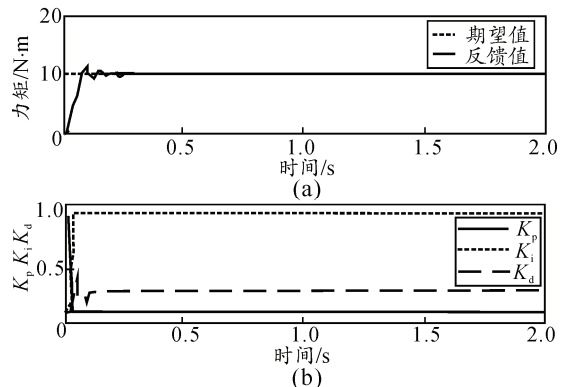


图 4 常值载荷谱跟踪曲线