

文章编号 1000-5013(2001)03-0317-03

神经网络 SNC 无刷柴油发电机励磁控制器

杨冠鲁 李元杰

(华侨大学信息科学工程学院, 泉州 362011)

摘要 设计一种基于 BP 神经网络的监督学习控制器(SNC). 在线性最优励磁控制的基础上, 利用 3 层 BP 神经网络对柴油发电机的控制过程进行监督学习. 通过对网络的训练, 使得网络能够达到实时控制的目的. 仿真结果表明, 所设计的 SNC 在系统运行方式较大的变化范围内, 都能提供很好的控制性能, 并具有较强的鲁棒性和适应能力.

关键词 柴油发电机, BP 神经网络, 最优控制, 励磁控制器

中图分类号 TM 571.6⁺ 2; TM 314.012; TP 183

文献标识码 A

柴油发电机广泛用作船舶电源, 用于石油、电信、矿山、医疗机构等行业的备用电源. 其运行稳定性、可靠性对这些行业的可靠工作、安全运行有着直接的影响. 目前, 柴油发电机的励磁控制是一种电压反馈式单变量控制. 当柴油发电机供电系统遭受诸如负荷变化、断线、气缸燃烧不稳等影响时, 其励磁控制的控制效果不能令人满意. 人工神经网络由于其特有的非线性和学习能力, 近来在电力系统的应用研究日益增多. 本文基于 BP 神经网络 SNC 控制方法^[1], 设计了一种柴油发电机的最优励磁控制方式. 在励磁控制设计中除发电机电压外, 还引入了电角频率作为反馈量. 仿真结果表明, 所设计的控制方式的控制效果较显著地优于常规方法设计的最优励磁控制.

1 SNC 控制器的设计

柴油发电机供电系统是一个非线性系统, 且各变量之间存在着耦合作用, 其控制系统设计应注意这样的特点. 基于线性系统理论方法设计的控制器是根据被控系统局部线性化模型来设计的, 只适用于处理在较小范围内变化的非线性系统模型. 当系统运行点偏离设计运行点较远时, 控制器性能就会变差. 模糊控制和专家智能控制方法具有适应非线性多变量对象的能力, 但在设计过程中存在几个问题. 一是控制效果依赖于有效的显式知识表达、知识和专家经验的运用, 使控制器的设计变得复杂和繁琐. 二是所构造的系统一般比较庞大, 而且在遇到新问题时控制效果不一定好. 自适应控制理论依赖于较精确的系统建模. 利用神经网络在一定条件下可逼近非线性函数的理论, 通过某种方式, 直接学习一些成功的控制经验, 因而产生

收稿日期 2000-11-20

作者简介 杨冠鲁(1960-), 男, 副教授

基金项目 华侨大学自然科学基金资助项目

了神经网络监督学习控制(SNC). 采用 SNC 控制模式除了能够学会一些难以用数值描述的控制规律外, 还有明显的优点. 它可以简化控制器的设计和运算, 将复杂的非线性运算转化为神经网络中的某种特定的非线性运算; 将各种复杂的控制器运算变成一种固定的神经网络映射关系, 这在神经网络硬件成熟之后, 将大大加快控制器的运算速度, 而无需任何编程. 因此, 本文将 SNC 控制模式应用于柴油发电机的励磁控制中.

SNC 的系统结构, 如图 1 所示. 除受控系统外, 它包括一个与导师并联运行的 SNC 控制器和一个选择器. 经过反复多次的比较, 我们选择的神经网络控制器为一个 3 层 BP 网络, 其结构为 2-4-1, 即输入层、隐含层、输出层分别包括 2, 4, 1 个神经元. 输入变量集 V, W 分别为发电机端电压和电角频率与额定值之间的偏差量, 输出变量集为励磁电压的增量. 该输出量经变换后, 即为 SNC 的输出励磁电压. 对于柴油发电机这样动态过程比较快的系统, 对控制的有效性、准确性和可靠性有很高的要求, 不允许出现任何不正确的控制. 而 SNC 在未训练好这前, 控制往往是不完善的. 同时, 对于快速系统来说, 目前多层前向网络采用的算法难以满足在线训练的要求. 因此, 在投入运行以前, 需要对 SNC 进行必要的离线训练.

训练数据包括柴油发电机的状态和导师加入系统后控制信号的采样值, 导师选作自动控制规律^[1]. 在获得样本的过程中, 给定系统某个非零初始状态, 加入导师控制后使其回到状态空间原点, 记录下这一动态过程的全部信息. 采用一种适用于控制型神经网络的快速学习算法^[6], 把记录下的样本对网络进行离线训练. 然后, 经柴油发电机非线性模型仿真来校核.

训练数据包括柴油发电机的状态和导师加入系统后控制信号的采样值, 导师选作自动控制规律^[1]. 在获得样本的过程中, 给定系统某个非零初始状态, 加入导师控制后使其回到状态空间原点, 记录下这一动态过程的全部信息. 采用一种适用于控制型神经网络的快速学习算法^[6], 把记录下的样本对网络进行离线训练. 然后, 经柴油发电机非线性模型仿真来校核.

2 数字仿真实验

被控对象为无刷柴油同步发电机供电系统, 模型为^[6,5]

$$\frac{d\omega}{dt} = \frac{\omega}{H} P_m - \frac{\omega \cos \varphi}{Z_L H} V_G^2 - \frac{D}{H} \Delta \omega, \quad \frac{d\Delta V_G}{dt} = -\frac{C_1}{T_{d0}} \Delta V_G + \frac{C_2}{T_{d0}} \Delta E_f, \quad (1)$$

$$C_1 = \frac{(S_f X_d + X_L)(X_q + X_L) + R_L^2}{(X_d + X_L)(X_q + X_L) + R_L^2}, \quad C_2 = \frac{Z_L (X_q + X_L)^2 R_L^2}{(X_d + X_L)(X_q + X_L) + R_L^2}. \quad (2)$$

在式(1)~(2)中, P_m 为发电机输入机械功率, V_G 为发电机端电压, ω 为系统的电角频率, ω_N 为系统的额定电角频率, Z_L 为负载阻抗 $Z_L = R_L + jX_L$ 的模, $\cos \varphi$ 为负载功率因数, H 为转动惯性时间常数, D 为阻尼系数, X_d 为发电机 d 轴同步电抗, X_q 为发电机 q 轴同步电抗, X_d' 为发电机 d 轴暂态电抗, S_f 为 d 轴饱和系数. 这里, 除 ω, ω_N, t, H 和 T_{d0} 外, 其它各量均为标么值量. 各参数分别为 $X_d = 4.66$, $X_d' = 0.254$, $X_q = 1.81$, $T_{d0} = 4.75$ s, $D = 2$, $\cos \varphi = 0.8$.

将训练后的 SNC 接入上述柴油发电机系统. 对各种不同的运行点、大小扰动, 与常规的定点线性最优励磁控制器进行对比, 考察 SNC 的控制性能. 其仿真结果, 如图 2 所示. 图中, 虚线表示常规最优励磁控制, 实线表示神经网络 SNC 控制, 扰动(1)下系统响应的两条曲线重

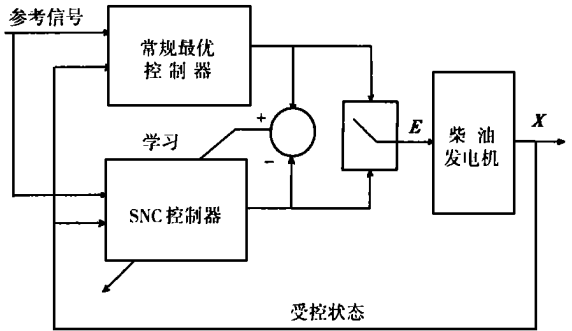


图 1 SNC 结构框图

合. 仿真中, 按下述选取扰动. (1) 输出电压和频率, 在 0 时刻均上升 5%. (2) 输出电压在 0

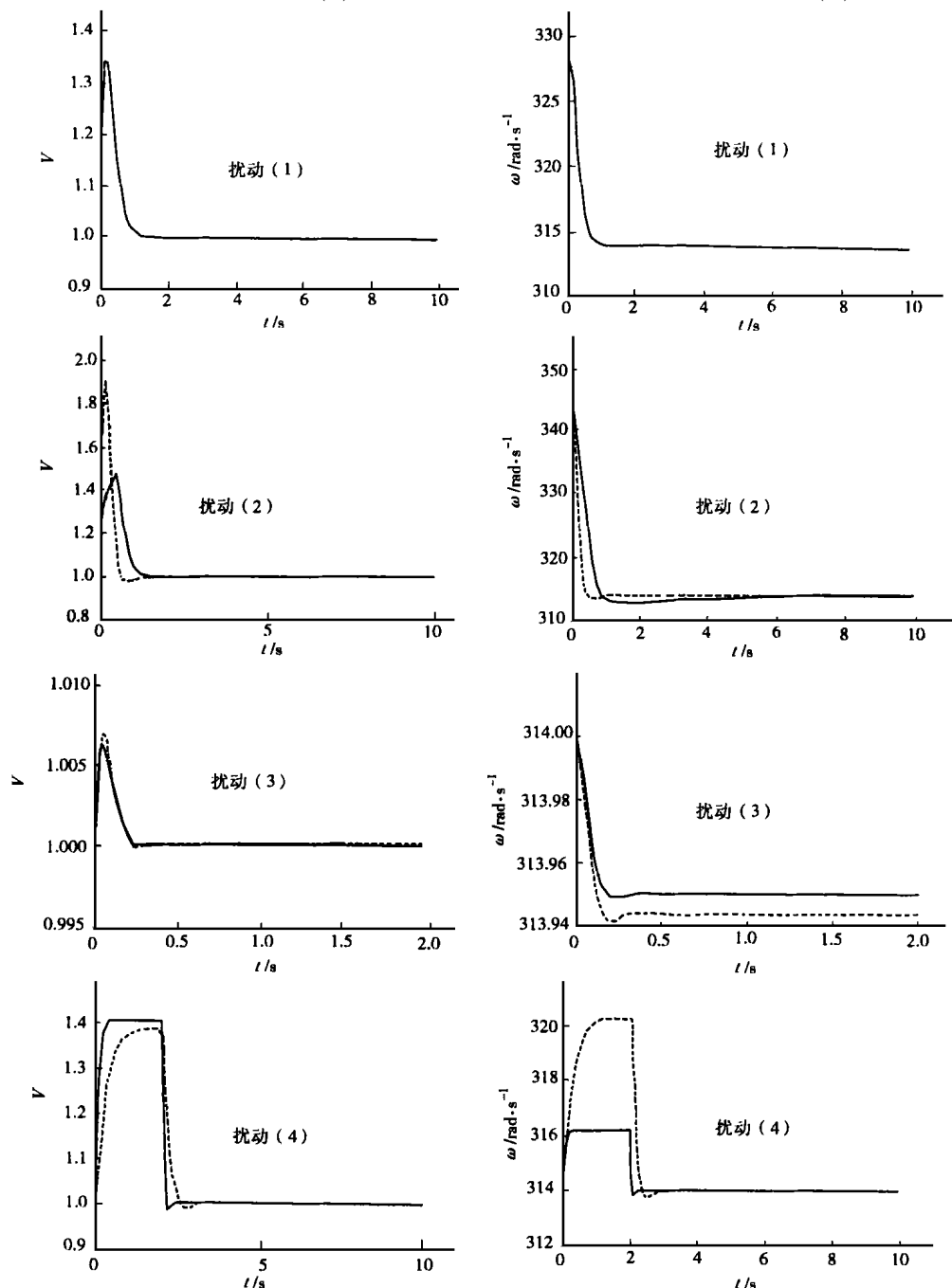


图2 扰动(1), (2), (3)和(4)下系统响应

时刻, 冲激上升 20%; 电机转速在 0 时刻冲激上升 10%. (3) 励磁电压上升 15%. (4) 负载阻抗在第 0 s 上升一倍, 2 s 后恢复.

从仿真结果看, 对于在状态空间原点附近的小干扰, SNC 控制器与其学习的最优励磁控

制器显示出几乎完全相同的控制性能. 这说明在线性导师的监督学习下, 采用多层前向网络可产生状态空间原点附近内的线性最优控制律. 而系统在遭受较大干扰的情况下, 采用 SNC 控制的控制效果基本上优于常规最优励磁控制. 究其原因, 这是由于神经网络是一种高阶的非线性滤波器, 对受控对象的结构变化和大干扰中所包含的高频分量并不敏感.

3 结束语

数字仿真结果表明, 基于人工神经网络的 SNC 最优励磁控制器, 在小干扰条件下能够很好地拟合常规最优励磁控制. 同时, 当系统运行状态出现较大的改变时, 其有较好的控制效果, 能有效地改善系统的暂态特性. 这说明 SNC 最优励磁控制器, 能较好地适应系统运行状态的变化. 它具有较强的鲁棒性.

参 考 文 献

- 1 王永骥, 涂 健. 神经网络控制[M]. 北京: 机械工业出版社, 1998. 234 ~ 240
- 2 段广仁. 线性系统理论[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1996. 228 ~ 250
- 3 管 霖, 程时杰, 陈德树. 适用于控制型神经网络的快速学习算法[J]. 华中理工大学学报, 1995, 23(4): 29 ~ 33
- 4 高景德, 张麟征. 电机过渡过程的基本理论及分析方法[M]. 北京: 科学出版社, 1982. 260 ~ 345
- 5 杨冠鲁. 同步电机改进模型等效电路的简化[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 1999, 20(3): 300 ~ 302

Exciting Controller of Brushless Diesel Generator Based on BP Neural Network

Yang Guanlu Li Yuanjie

(College of Info. Sci. & Eng., Huaqiao Univ., 362011, Quanzhou)

Abstract A type of supervisory and learning controller based on BP neural network is designed. On the basis of linear optimal exciting control, a three-layered BP neural network is used for supervising and learning the controlling process of brushless diesel generator. This network can be trained to attain the objective of real-time controlling. As shown by simulation results, the controller so designed is able to provide very good controlling performance over a range of fairly great change in system operation mode; and it has fairly good robustness and adaptability.

Keywords diesel generator, BP neural network, optimal control, exciting controller