

基于 GA—BP 算法神经网络的 电力系统稳定器研究

岳良顺¹, 刘 念¹, 梁 杉¹, 卿尚猛²

(1. 四川大学电气信息学院, 四川 成都 610065;

2. 紫坪铺开发有限责任公司发电厂, 四川 成都 610091)

摘 要:为解决常规电力系统稳定器中受控系统参数难以识别的问题, 提出了一种可以根据电力系统运行工况自动调整控制参数的新型自适应电力系统稳定器(PSS), 运用神经网络完成电力系统被控模型的精确在线辨识。通过在线测量同步发电机的有功和无功参数, 自适应电力系统稳定器可按照相位超前补偿的设计原则实时自动调整稳定器参数, 以达到最佳的抑制低频振荡的效果。为了避免 BP 算法在神经网络训练当中陷入局部小等一系列缺点, 引入了一种 GA 和 BP 相结合的算法, 将其用于人工神经网络的设计, 同时将离线计算所得的 PSS 参数构成的样本对神经网络进行训练。通过在时域仿真结果表明自适应 PSS 能有效抑制电力系统低频振荡, 极大的提高电力系统的动态和暂态稳定性。

关键词:电力系统稳定器; GA—BP 算法; BP 神经网络; 相位补偿; 低频振荡

Abstract: The design and implementation of a neural-network-based power system stabilizer (PSS) are presented. Through measuring the parameters of active power and reactive power of the synchronous generator on-line, the parameters of PSS tuning can be achieved according to the environment in which it works through artificial neural network (ANN). A hybrid of genetic algorithm (GA) and back-propagation (BP) algorithm is introduced which can find the correct global minima without getting stuck at local minima, and genetic algorithm is adopted to optimize the initial value in ANN. BP algorithm is utilized to search in local part and fast gets the matrix of the weight value and the threshold. The time domain simulation results indicate that the proposed adaptive PSS can damp low-frequency oscillations effectively over a wide range of operating conditions and significantly improve the dynamic and transient stability.

Key words: PSS; GA—BP algorithm; BP artificial neural network; phase compensation; low-frequency oscillation.

中图分类号: TM712 文献标识码: A 文章编号: 1003-6954(2008)02-0042-04

电力系统稳定器(PSS)是抑制电力系统振荡, 特别是电力系统低频振荡的有效措施。传统的 PSS 是以电力系统某已给定运行点为基础进行设计的, 一旦电力系统接线发生变化或者运行点发生变化, PSS 的运行特性往往变差。为了改善扰动状态下同步发电机的阻尼特性, 电力系统中广泛地采用了电力系统稳定器(PSS)。

日常运行时, 电力系统的状态随着负荷不可预见的大扰动而变化, 这样, 在某一方式下性能良好的参数不可能对所有的运行方式都实用, 特别是当运行点发生急剧变化时更是如此。要使 PSS 在很宽的运行范围内都有很好的运行特性, 就希望 PSS 的参数能根据在线测量的结果实时调整 PSS 的参数, 即具有自适应性。为此, 提出了自调整自适应型稳定器。自适应 PSS 能在线辨识由于运行工况变化而引起的参数变

化, 并不断修正 PSS 的参数, 从而达到跟踪运行工况变化的目的。但自适应控制需要在线辨识系统参数的变化, 且算法复杂, 实时运算量大, 对于快速时变电力系统要达到实际应用还存在一定的差距。因此, 提出了一种基于神经网络系统的变参数自适应控制。这种控制利用神经网络能以任意精度逼近任意非线性映射的能力, 对受控系统线性化后的传递函数的参数进行实时辨识, 而控制器的参数则根据神经网络的辨识结果自动进行调整, 它可以彻底解决常规自校正控制器中受控系统参数难于识别的问题。

1 基于神经网络 PSS 参数辨识

对于给定系统, PSS 的各项系数 T_1 、 T_2 、 T_3 、 T_4 、 K_p 可由 P 、 Q 惟一确定, 也就是说, 以 P 、 Q 为输入,

T_1, T_2, T_3, T_4, K_P 为输出的映射关系是存在的, 因此, 可以用神经网络来逼近这种映射, 达到辨识参数的目的, 这就是文中提出的基于神经网络的传递函数参数识别的原理。基于神经网络 PSS 传递函数 $P(s)$ 参数识别分 3 步进行: 首先必须获取样本, 即求取系统运行于不同的 P 和 Q 时, $P(s)$ 各系数的值; 第 2 步对神经网络进行训练; 第 3 步则是用训练好的神经网络进行参数辨识。

1.1 PSS 及其数据样本的获取

参考系统为一台发电机经过双回线接到无穷网上, 如图 1 所示。

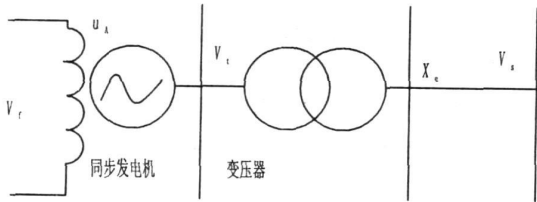


图 1 单机无穷大电网系统

本系统 PSS 的输入为发电机功率信号, 它经霍尔元件换成直流电压信号, 然后经过隔直环节和补偿环节, 最后输出到励磁调节器, 作为励磁调节器综合补偿环节的一个负的输入。如果 PSS 的参数取得合理, 就会产生阻尼低频振荡的转矩。整个 PSS 装置的增益和相位补偿决定了它对系统阻尼的结果。其传递函数 $P(s)$ 结构如图 2 所示。

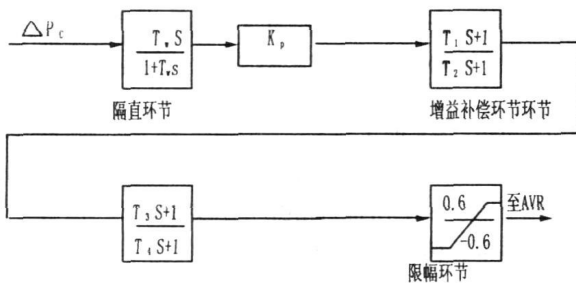


图 2 PSS 的传递函数

以 Philips-Heff 单机无穷大系统的线性化模型为例分析讨论, 模型如图 3 所示^[3,4]。

图 3 中, $K_1 \sim K_6$ 是描述单机无穷大系统小信号模型微分方程组的系数, 其中:

$T_R = 0.02 \text{ s}, X_d = 1.86, X_q = 1.76, X_{d0}' = 0.3, X_e = 0.2, T_{d0}' = 8 \text{ s}, T_j = 13 \text{ s}, D = 8, K_A = 100, T_\omega = 10 \text{ s}$ 。
Phillips-Heff 单机无穷大系统的线性化模型可以简化为如图 4 所示。

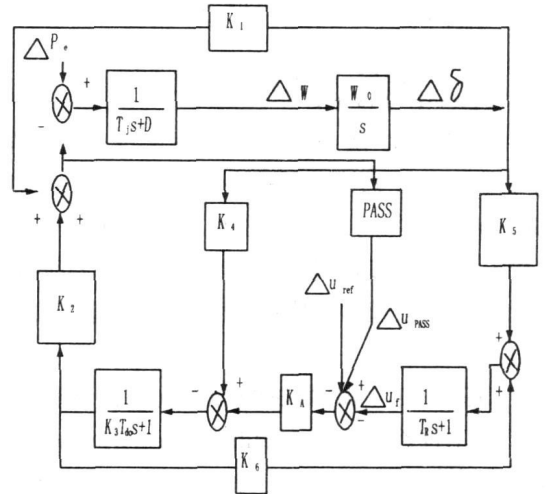


图 3 Phillips-Heff 系统的线性化模型

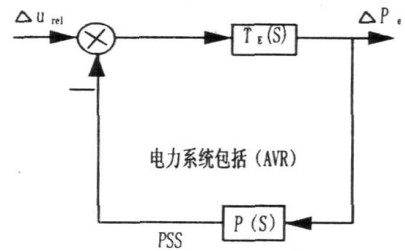


图 4 Phillips-Heff 简化图

其中发电机和励磁系统传递函数可以简化为 $T_0(s)$, PSS 传递函数可以简化为 $P(s)$ 。可得:

$$T_0(s) = \frac{T_0(s)}{1 + T_0(s)P(s)} \quad (1)$$

$$\text{即 } P(s) = \frac{T_0(s) - T_1(s)}{T_0(s)T_1(s)} \quad (2)$$

如果 $T_0(s)$ 传递函数的输出和输入分别为 ΔP_e 和 ΔU_{ref} , 经 MATLAB 仿真计算且可以求得 $T_0(s)$ 的传递函数的等效表达式为^[6]:

$$T_0(s) = \frac{K_s}{s^2 + 2\omega_n \epsilon_1 + \omega_n^2} \cdot \frac{T_1 s + 1}{T_2 s + 1} \cdot \frac{T_3 s + 1}{T_4 s + 1} \quad (3)$$

$T_0(s)$ 的一对弱阻尼特征根方程为:

$$s^2 + 2\omega_n \epsilon_0 + \omega_n^2 = 0 \quad (4)$$

要求加入 PSS 后, 将阻尼从 ϵ_0 增加到 ϵ_1 后, 自然振荡频率不变, 从而不影响同步力矩系数, 则

$$T_1(s) = \frac{K_s}{s^2 + 2\omega_n \epsilon_1 + \omega_n^2} \cdot \frac{T_1s + 1}{T_2s + 1} \cdot \frac{T_3s + 1}{T_4s + 1} \quad (5)$$

将(3)和(5)代人(2)可得:

$$P(s) = \frac{2\omega_n(\epsilon_1 - \epsilon_0)}{K} \frac{T_2s + 1}{T_1s + 1} \cdot \frac{T_4s + 1}{T_3s + 1} \quad (6)$$

$$\text{增益 } K_p = \frac{2\omega_n(\epsilon_1 - \epsilon_0)}{K}, \text{取 } \epsilon_1 = 0.3 \quad (7)$$

$\frac{T_2s + 1}{T_1s + 1} \cdot \frac{T_4s + 1}{T_3s + 1}$ 为相位补偿环节。

选用 P 、 Q 两个变量作为样本的输入, 样本输出为 T_1 、 T_2 、 T_3 、 T_4 、 K_p 。按 $P = (0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9)$, $Q = (0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, -0.1, -0.2, -0.3)$, 取不同 (P, Q) 进行组合从而可求得其 PSS 所求参数值, 将其作为神经网络训练的数据样本。

1.2 基于 GA-BP 算法的神经网络设计和训练

人工神经网络(Artificial Neural Network)是一种模拟人类智能的技术, 它通过神经元建立起输入、输出状态间的“映射”关系, 具有很强的自组织、自学习能力。通过训练学习, 它能自动调整各神经元之间的结合程度, 使网络能正确映射其输入输出关系。

BP 网络是一个多层前馈型人工神经网络, 包含输入层、隐含层、输出层。其结构如图 5 所示, 在 BP 网络中, 不同层的节点相互连接, 然而同层的节点不连接, 输入信号经过归一化输入 BP 网络, 它由输入层单元传入隐层单元, 经隐层单元处理后再送入输出层单元(下一隐层单元), 最后由输出层单元处理后产生一个输出响应, 即期望值。

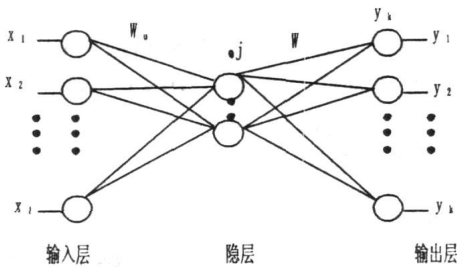


图 5 BP 网络结构图

当输出值达不到和期望值时, 通过 BP 算法修改连接权值和阈值来逼近任何映射。其训练过程为: 首先根据网络当前的内部表达式, 对输入样本进行前向计算, 然后比较网络的输出与期望输出之间的误差, 若误差小于规定值, 则训练结束; 否则, 将误差信号按原有的通路反向传播, 逐层调整权值和阈值, 如此前

向计算和反向传播反复循环, 直至误差精度达到要求。然而, BP 算法在训练过程中, 极易陷入局部极小点的困境。一旦训练学习样本数目多, 输入输出关系比较复杂, 网络的收敛速度变得缓慢, 表现为对网络结构的初值要求很高。初值的不合理, 会造成 BP 算法的收敛摆动, 以至于不收敛。

遗传算法是模仿生物进化所得的一种优化的方法, 他借用了生物遗传学的机理, 通过自然选择、杂交、变异等操作, 实现了各个个体适应值的提高, 并对群体进行搜索, 将自然选择这一法则应用于科学领域研究和工程技术中的优化问题。GA 的最大优点在寻优过程中, 只使用适应度函数, 而不采用梯度和其他的辅助信息, 其寻优过程也是从解空间点集出发, 直到全局最优解。然而 GA 算法有它自身的缺陷, 当搜寻空间很大时, 特别是在用于训练 BP 网络时, 它需要很长时间才能收敛。所以这里提出了一种基于 BP-GA 算法训练神经网络的方法。

基于 GA-BP 算法的网络训练过程分为:

(1) 采用遗传算法优化 BP 网络的初始权重, 且其初始权值取为单独使用 BP 算法训练神经网络后所得的最终权值和阈值;

(2) 利用 BP 算法修改网络权重。BP 神经网络拓扑结构根据经验公式确定为 $2-10-4-5$, BP 算法参数设定为: 动量项系数为 0.9, 学习率为 0.025。染色体编码采用实数编码, 权重初始化空间取 $[-5, +5]$; 阈值初始化空间取 $[-1, +1]$ 。染色体长度为 $n \times h + h \times o + 2 \times (h + o)$, 其中, n 是输入层节点数, h 是隐层节点数, o 是输出层节点数。群体大小 $P = 200$; 选择概率为 0.05; 交叉率为 0.1; 变异率为 0.05; 最大进化代数为 1 000, 适应度函数表达式为:

$$fit(W_i) = \frac{1\ 000}{se(W_i)} \quad (8)$$

$se(W_i)$ 是 GP 算法目标函数, 即搜索所有进化代中使网络误差平方和最小的网络权重。

1.3 基于神经网络的参数辨识

受训练后的神经网络, 可以认为已经具有映射所学习的动态系统输入输出关系的能力。对这样的网络, 只要从发电机机端测量得到 P 和 Q , 将其作为神经网络的输入量, 神经网络就可输出当前运行状态的个 PSS 的各项参数值。

2 ANN 电力系统稳定器的实现

现代控制系统几乎都是离散的数字控制系统,所以要求其离散传递函数表达式。已知连续系统的传递函数 $P(s)$, 通过 z 变换可以求得离散系统的脉冲传递函数 $P(z)$ 。

$$P(z) = \frac{a_1 z + b_1}{(z + c_1)(z + c_2)} \quad (9)$$

因此,若已知 T_1, T_2, T_3, T_4, K_p , 可求得 $P(z)$ 的系数 a_1, b_1, c_1, c_2 。

对 PSS 而言,被采样量为发电机输出有功、无功。对频率为 50 Hz 的电力系统,选取的采样频率为 1 000 Hz,即采样周期为 0.001 s。同样,选取适当的控制周期才能保证对受控系统实施有效、及时的控制。

下面,对 ANNPSS 的数字控制算法进行分析和设计。由图 2 可知 PSS 的输入端附加的电压离散表达式为:

$$U_{PSS} = P(z) \Delta P_e = \frac{a_1 z + b_1}{(z + c_1)(z + c_2)} \Delta P_e \quad (10)$$

将式(10)变成离散形式,求得差分方程为:

$$U_{PSS} = a_1 \Delta P_e(t) + b_1 \Delta P_{t-T_0} - c_1 c_2 U_{PSS}(t - 2T_0) - (c_1 + c_2) U_{PSS}(t - T_0) \quad (11)$$

式中 T_0 为采样周期。具体实现时,在每一采样时段,先根据 BP 网络的辨识结果求得 a_1, b_1, c_1, c_2 , 再按式(11)迭代运算。因此,在每一采样时段,PSS 都有附加励磁电压输出(可能为零),称之为 PSS 的理论输出。但是,对文中所设计的 PSS,采样周期并不等于控制周期。所以,由式(11)得到的结果并不在每一采样时刻都送到控制器,而只有当控制时刻到来时,才将式(11)的结果送至控制器,在其他时刻,式(11)的迭代计算照常进行。

3 仿真及分析

在 $P=0.8 \text{ pu}, Q=0.6 \text{ pu}$ 仿真时,扰动源分别取为:

- (1) 无穷大母线处第 1.0 s 发生三相短路,0.15 s 后切除。
- (2) 第 1.0 s 切除一条线路运行。
- (3) 发电机输入功率发生 10% 的阶跃响应。对

同一扰动源,还采用与没有安装 PSS(无 PSS)为对比,鉴别所设计的 ANNPSS 的有效性。

设计了一种基于神经网络的 PSS,并通过了单机系统仿真验证。仿真结果表明,所设计的 ANNPSS 能够较快地抑制电力系统功角受扰动时的低频振荡,减小系统的超调量,极大地提高了电力系统稳定性。前面所设计的基于神经网络的 PSS 具有能有效地增强系统的阻尼,提高系统的动态和暂态稳定性和具有相当强的自适应性和宽广的适应范围等特点。具有良好的工程实现前景,本次仿真是在单机系统下进行的,但可以推广到多机无穷大系统中。

参考文献

- [1] Y. Hsu and K. L. Liou. Design of self-tuning PID power system stabilizers for the synchronous generators, IEEE Transactions on Energy Conversion, vol. 6, no. 4, pp. 612-617, Dec. 1991.
- [2] Boonsem Changroo, Suresh Chandra Srivastava, Dhadbanjan Thukaram A Neural Network Based Power System Stabilizer Suitable for On-Line Training A Practical Case Study for E-GAT System IEEE Transactions on Energy Conversion, vol. 15, no. 1, march 2000.
- [3] 黄耀群, 李兴源. 同步电机现代励磁系统及其控制[M]. 成都: 成都科技大学出版社, 1993.
- [4] 竺士章. 发电机励磁系统实验[M]. 北京: 中国电力出版社, 2005.
- [5] YU Yao-nan. Electric power system dynamics [M]. New York: Academic Press, 1983.
- [6] 吴天明. Matlab 电力系统设计与分析[M]. 北京: 国防工业出版社, 2004.
- [7] 方思立, 朱方. 电力系统稳定器的原理及其应[M]. 北京: 中国电力出版社, 1996.
- [8] 刘增煌, 方思立. 电力系统稳定器对电力系统动态稳定的作用及与其他的控制方式的计较[J]. 电网技术.
- [9] 方思立, 刘增煌. 带电力系统稳定器(PSS)的励磁调节器与最优励磁控制器的(EOC)比较[J]. 电网技术, 1997.
- [10] 孙增圻. 智能控制理论与技术[M]. 北京: 清华大学出版社.
- [11] 阎平凡, 张长水. 神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.

作者简介:

岳良顺(1982~), 男, 湖北孝感人, 硕士研究生, 研究方向为电力系统稳定和高压绝缘监测。

(收稿日期: 2007-12-10)