

基于 PSO 优化算法的模糊 PID 励磁控制器设计*

王镇道,张乐[†],彭子舜

(湖南大学 物理与微电子科学学院,湖南 长沙 410082)

摘要:针对优化发电机励磁控制器控制问题,研究模糊理论及人工智能控制方法,建立数学模型分析励磁控制器,找到将粒子群算法与模糊 PID 相整合的励磁控制途径,并设计了适用于低压水轮发电机的励磁控制器.粒子群优化算法优化控制系统的初始参数,模糊 PID 完成对系统的动态控制.仿真结果表明,改进的控制器算法相比传统 PID 控制和模糊控制 PID,响应速度较快(上升时间少于 1 s),超调量小(超调量少于 5%).能够满足控制器快速、准确和稳定的要求,是一种先进的控制方法.

关键词:励磁系统;粒子群算法;模糊自适应 PID 励磁控制

中图分类号:TM743

文献标志码:A

Design of Fuzzy PID Excitation Control Based on PSO Optimization Algorithm

WANG Zhendao, ZHANG Le[†], PENG Zishun

(School of Physics and Microelectronics, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: In order to optimize the excitation control problem of hydro-generator, a mathematical model was presented. With the fuzzy theory and the advanced intelligent optimization control method, a hydro-generator excitation controller was proposed based on the integration of particle swarm algorithm (PSO) and fuzzy PID. The initial parameters of controller were selected by PSO, and the system was dynamically controlled by FAPID. Finally, compared with the traditional PID control and fuzzy control PID control, the simulation results show that the fuzzy adaptive PID excitation control based on the particle swarm optimization algorithm has faster response speed (less than 1 second rise time) and smaller overshoot (less than 5% overshoot). The control system as an advanced control method can be faster, more accurate and stable.

Key words: excitation system; particle swarm optimization; fuzzy adaptive PID control

在发电机组正常运行和事故运行中,发电机励磁系统起着重要作用,优良的励磁系统不仅可以提供安全运行环境,供给适当的电能,还能对电力系统的稳定进行调节.励磁系统由励磁控制器、励磁功率单元组成.励磁控制系统的发展包括:励磁系统方式的改良与励磁控制器的改良^[1].PID 励磁控制作

为工业生产自动化常用方法,优势在于算法简单、鲁棒性好且可靠性高,对于可建立精确数学模型的系统非常适用.但是在实际工业生产中不容易建立准确的数学模型,多数具有非线性和不确定性^[2-4].常规 PID 由于参数整定方法繁杂、模型不精确等原因,大多数情况下整定均采用经验法,这样比较费

* 收稿日期:2017-01-18

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61505051), National Natural Science Foundation of China(61505051)

作者简介:王镇道(1974—),男,湖南益阳人,湖南大学副教授,博士

[†] 通讯联系人, E-mail: 13142044800@163.com

时,且难以找到最优参数.引入智能控制理论,改良励磁控制器是公认的既可靠又能提升经济效益的方法^[5-6],使用智能算法优化 PID 励磁控制参数,如:模拟退火算法、粒子群算法、模糊控制算法、遗传算法和神经网络学习算法等^[7-8],这些方法虽然一定程度上提升了控制效果,但是也有缺陷:遗传算法进化速度慢,易于早熟;神经网络易于陷入局部最优;模拟退火算法执行时间长,收敛速度慢,算法性能受初始值影响存在参数敏感等问题.对于具有不确定性、时变性、非线性、时滞、耦合等特点的被控对象(水轮发电机),仅仅采用一种控制算法很难达到要求,相比较而言,多种智能控制方法相结合可以得到更好的控制效果^[9-10].

模糊控制是基于相关专家的知识或现场操作人员的控制经验,鲁棒性强且在设计中不要求被控对象精确的数学模型,控制效果基本不受干扰和参数变化的影响,非线性、时变及纯滞后系统应用效果好^[11],缺点是采用模糊控制容易受初始参数的影响.粒子群(PSO)算法具有容易实现、精度高、收敛快等优点可以很好匹配 PID 励磁控制器^[12],但粒子群优化算法随机性较强,对于复杂系统容易出现无法收敛的情况.针对励磁控制的优化,本文提出了一种基于粒子群算法优化的模糊 PID 励磁控制方法,该方法是两种控制算法互补,一定程度上规避了两者的缺陷. Matlab 仿真实例对比表明该方法对系统控制有明显的优化效果,控制过程中系统超调现象很小(超调量少于 5%),参数收敛精度(误差少于 0.1%)优于常规 PID 励磁控制和模糊 PID 控制,系统响应速度更快(上升时间少于 1 s),为励磁控制提供了一种可行的优化方法.

1 PSO 算法及模糊 PID 励磁控制

1.1 模糊 PID 励磁控制器

模糊控制简单来说是一种计算机数字控制,由 3 部分构成,分别是模糊语言变量、模糊集合论和模糊逻辑推理.模糊控制是一种控制方式,通过反馈及反馈控制的方式分析人的控制行为,再用模糊语言固化人的该种规律化的控制行为而形成模糊控制规则.

模糊 PID 励磁控制器的系统结构如图 1 所示,系统结构主要由 PID 励磁控制和模糊控制两部分构成.图中 U 为参考电压; U_{out} 为发电机端电压; $e(t)$ 为系统偏差; de/dt 为系统偏差变化率.

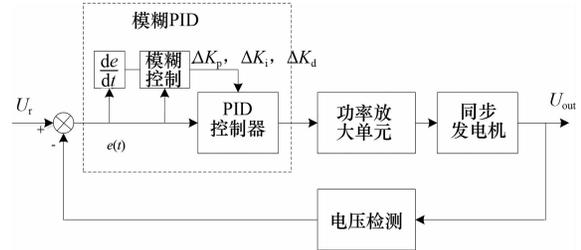


图 1 模糊 PID 励磁控制系统结构图

Fig.1 Fuzzy PID excitation control system

常规 PID 调节器数学模型如下:

$$U(n) = K_p e(n) + K_i \sum_{i=0}^{n-1} e(i) + K_d [e(n) - e(n-1)] \quad (1)$$

式中: $U(n)$ 为第 n 个采样得到的输出量; $e(n)$ 为第 n 个采样需要的输入量.

PID 励磁控制器的主要控制目标是控制功率单元执行水轮发电机输出稳定的电压和保证发电机组间具有稳定的无功分配.模糊控制主要通过整定 PID 励磁控制器的参数,使得 PID 最优参数能在不同工况下调整.模糊控制以系统偏差 e 及偏差变化率 ec 作为输入,将它们精确值模糊化为模糊量,并表述成相应的模糊语言,得到它们对应的模糊语言集合 E 和 EC ,通过专家经验形成模糊推理规则库来推理进行模糊决策,得出模糊控制变量 U ,再经过反模糊化为精确的控制量 u ,同时深入控制水轮发电机电压,包括调整 PID 参数 $\Delta K_p, \Delta K_i, \Delta K_d$,对比发电机端电压的设定值与返回的精确值,循环上述步骤,实现 PID 励磁控制参数的自动调节.

1.2 粒子群优化算法

模糊 PID 控制仍然需要参考经验选取初始 PID 控制参数,较差的初始参数影响系统性能,因此可以引入粒子群优化算法对初始参数进行优化.

粒子群算法通过智能演化鸟类觅食模型的群体来计算参数,其原理简单、实现方便、需调整参数少.它的基本原理是首先初始化一群没有体积没有质量的粒子,初始粒子的位置和速度相当于鸟群中每只鸟的初始状态;将每个粒子作为问题的一个解,所有的粒子都有一个由被优化的函数决定粒子好坏的适应值.每个粒子有一个预设的可行范围,在每次迭代过程中,粒子的运动方向和距离由两方面来决定:一方面是个体经验,即粒子在迭代过程中本身的最优解 P_{best} ;一个是群体经验,即整个粒子群目前的最优解 G_{best} ;群体中的粒子就是根据个体经验与群体经验来调整自己的飞行方向与速度.由 n 个粒子组成粒子群在 D 维空间中搜索,每个粒子 i 都具有 D 维位置向量 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ 以及

速度向量 $vel_i = (vel_{i1}, vel_{i2}, \dots, vel_{id})$, $i = 1, 2, \dots, n$. 其中, 每个微粒的位置向量构成目标问题的解空间, 每个位置向量即为一组解. 粒子 i 在搜索 D 维解空间时, 将自己的解代入适应度函数求出适应度值, 用来选择最优位置 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$; 而群体里具有最优适应度值的粒子位置记为群体最优经验 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$. 每次迭代的过程, 粒子 i 参考自身经验和群体经验调整自身的状态, 包括速度向量及位置向量. 粒子群的进化方程可描述为:

$$v_{ij}^{k+1} = \omega v_{ij}^k + c_1 r_1 (p_{ij} - x_{ij}^k) + c_2 r_2 (p_{gj} - x_{ij}^k) \quad (2)$$

$$x_{ij}^{k+1} = x_{ij}^k + v_{ij}^{k+1}; j = 1, \dots, d \quad (3)$$

式中: ω 是惯性权重因子; k 为迭代数; c_1 和 c_2 分别为个体和群体加速常数; r_1 和 r_2 是 0 到 1 范围内相互独立的随机数; j 为粒子维数, 即目标值维数; d 为常数. 在迭代过程中, 粒子的飞行速度和所处位置不断改变, 个体极值 P_{best} 和全局极值 G_{best} 也在不断更新变化, 满足终止条件找到的 G_{best} 即为全局最优解. 终止条件一般为达到预定的最小适应度阈值或达到最大迭代次数.

1.3 基于粒子群优化算法的模糊 PID 励磁控制器

该励磁控制器有以下特点: 粒子群算法本身速度快、实现简单、操作方便, 结合模糊控制收敛速度更快、收敛率也更高了. 粒子群算法适用范围广, 寻优效果好, 在初始条件不佳的情况下, 仍可以找出合适的参数, 达到系统要求. 粒子群算法优化模糊 PID 控制由于其并行性, 对多目标优化效果十分出色.

图 2 为基于粒子群优化算法的模糊 PID 励磁控制器的系统结构图, 其中模糊控制仍然调整 PID 参数 $\Delta K_p, \Delta K_i, \Delta K_d$; PSO 则优化初始 PID 参数 K_p, K_i, K_d . 通过目标函数可以算出适应值 F , 该适应值是判断 PSO 当前输出的 PID 控制参数好坏的唯一标准, 通过不断调整输出 PID 控制参数, 用以降低目标函数的输出值, 从而达到优化系统的目的.

2 励磁控制系统 Matlab 模型

2.1 励磁模型

发电机励磁系统如图 3 所示, 它包括励磁功率单元、励磁控制器、发电机电压测量单元、无功电流补偿单元和电力系统稳定器. 输入电压信号(偏差 U_{ERR} , 过励限制输出 U_{OEL} , 低励限制输出 U_{UEL} , 参考 U_{REF} 和电力系统稳定器输出 U_s) 经过励磁控制器,

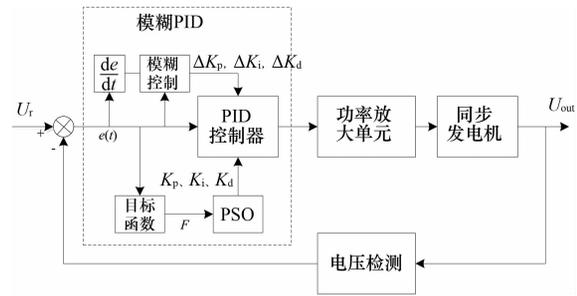


图 2 基于 PSO 的模糊 PID 励磁控制系统结构图

Fig.2 PSO-based fuzzy PID excitation control system structure diagram

它结合自身的调节准则再去控制励磁功率单元, 然后励磁功率单元向同步发电机转子提供直流励磁电流, 最后发电机和电力系统的输出变化情况又作为励磁控制器的输入信号, 最终形成了一个反馈系统. 发电机电压测量和电流补偿部分根据输入 U_i (发电机电压) 和 I_i (发电机电流) 来形成需要控制的偏差信号^[1].

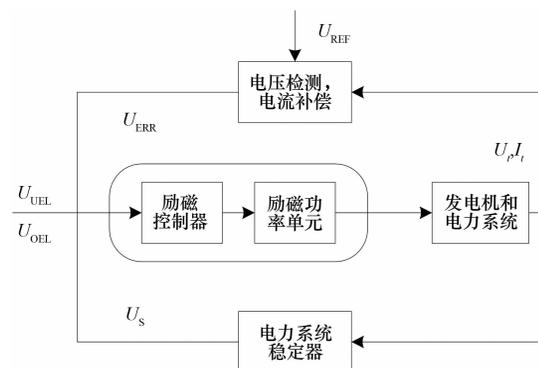


图 3 励磁系统组成

Fig.3 Composition of the excitation system

在小扰动工况下, 当只分析系统的静态和动态特性, 不考虑系统饱和、限幅等非线性情况, 只需建立线性模型. 基于 PID 励磁控制的 Matlab 仿真线性励磁系统模型如图 4 所示. 其输入 $F_{in}(s)$ 与输出 $F_{out}(s)$ 间传递函数为:

$$\frac{F_{out}(s)}{F_{in}(s)} = \frac{0.02K_d s^3 + (0.02K_p + K_d)s^2 + (0.02K_i + K_p)s + K_i}{0.36s^4 + 1.818s^3 + (0.92 + K_d)s^2 + (1 + K_p)s + K_i} \quad (4)$$

如果要考虑限幅、饱和等非线性特性, 需建立非线性模型. 基于 PID 励磁控制的非线性励磁系统 Matlab 模型如图 5 所示. 非线性模型在线性模型的基础上增加了一个模拟饱和环节的限幅模块, 同时进一步增加了系统延时, 该模型更为接近实际励磁系统.

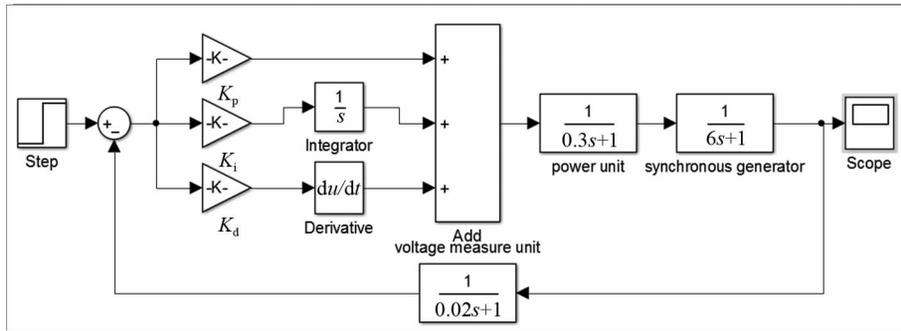


图 4 基于 PID 励磁控制的线性励磁系统仿真模型
Fig.4 Simulation of linear excitation system based on PID excitation control

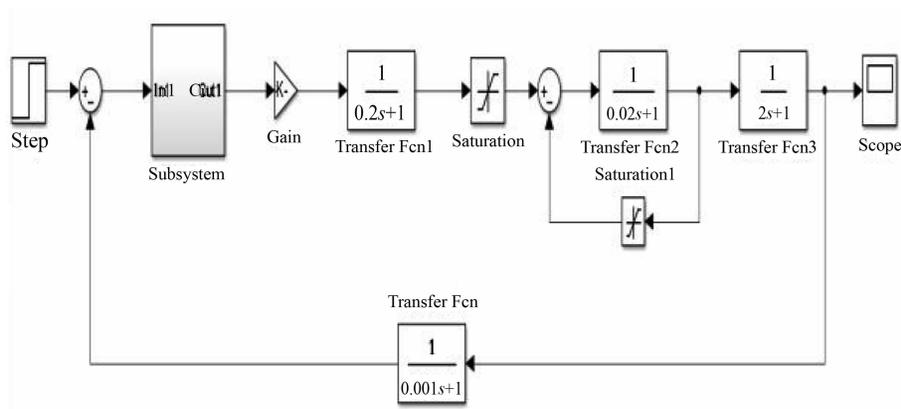


图 5 基于 PID 励磁控制的非线性励磁系统仿真图
Fig.5 Simulation of nonlinear excitation system based on pid excitation control

非线性励磁模型中输入 $F_{in1}(s)$ 与输出 $F_{out1}(s)$ 间传递函数为:

$$\frac{F_{out1}(s)}{F_{in1}(s)} = \frac{\lambda(0.001s + 1)}{0.001s + 1 + \lambda} \quad (5)$$

其中

$$\lambda = \frac{K_G K_d s^2 K_G K_p s + K_G K_i}{0.008s^4 + 0.844s^3 + 4.42s^2 + 2s} \quad (6)$$

2.2 基于粒子群优化算法的模糊控制策略

从线性励磁模型和非线性励磁模型的传递函数中可以看出,两种模型均为高阶复杂的非线性函数,且相对于线性励磁模型,非线性励磁模型的阶数更高.因此针对励磁系统,仅采用普通 PID 控制,其控制参数整定难以达到比较理想的效果.针对非线性系统,本文采用基于粒子群优化算法的模糊控制策略来解决励磁系统的非线性控制器设计问题.

模糊控制 simulink 仿真模型如图 6 所示.通过误差和误差的微分作为模糊控制的输入,从而可以经由相应的输入变量论域获得合适的 PID 参数.

引入粒子群优化算法则是对初始 PID 参数进行优化,以提高系统性能.增加粒子群优化算法后,

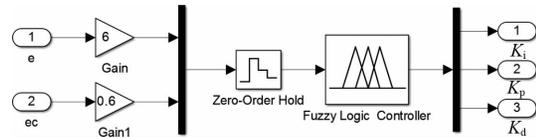


图 6 模糊控制仿真模型

Fig.6 Fuzzy control simulation model

得到的基于粒子群优化算法的模糊 PID 控制如图 2 所示,其中 PSO 算法对初始 PID 参数进行优化,模糊控制优化 PID 增量参数.模糊控制通过模糊逻辑推理、模糊集合论和模糊语言变量输出参数;粒子群优化算法则通过目标函数判断系统优劣,从而调整参数的输出值.

2.3 收敛分析

因模糊控制的论域设置主要依赖工程经验,这里主要分析粒子群优化算法中 ω 和 c (假设 $c=c_1=c_2$,忽略随机数的影响)等主要参数的收敛范围.

将式(3)改为如下公式

$$x_{ij}(t) = x_{ij}(t-1) + v_{ij}(t) \quad (7)$$

结合式(2),式(3)和式(7)得到差分矩阵方程为:

$$\begin{bmatrix} x(t+1) \\ x(t) \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} x(t) \\ x(t+1) \end{bmatrix} + \mathbf{B} \quad (8)$$

其中

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \tau\omega - 2c + 1 & -\tau\omega \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} cx^P + cx^G \\ 0 \end{bmatrix}$$

矩阵 \mathbf{A} 中 $\tau\omega$ 为正数, 矩阵 \mathbf{A} 为非奇异矩阵, 则该矩阵必然存在特征值 λ , 存在关系

$$|\lambda \mathbf{I} - \mathbf{A}| = 0 \quad (10)$$

设 $x(t)$ 的特解 x^* 为 mt , 其中 m 为常数, 通过式(8)得到特解为:

$$x^* = \frac{(cx_{ij}^P(t) + cx_{ij}^G(t))t}{2ct + 1 - \tau\omega} \quad (11)$$

为保证 x^* 收敛, $2c$ 不能为零, 式(11)中分母不能为零.

式(8)稳定条件是 $|\lambda_n| < 1$, 分别讨论特征值 λ_1 和 λ_2 在不同情况下, 差分方程的通解.

1) 特征值 λ_1 和 λ_2 为两个不同实根, $x(t)$ 的解为:

$$x(t) = C_1(\lambda_1)^t + C_2(\lambda_2)^t + x^* \quad (12)$$

式中 C_1 和 C_2 为常数, 为保证该通解收敛, 此时有:

$$\begin{cases} \tau\omega - 2c + \sqrt{(1 + \tau\omega - 2c)^2 - 4\tau\omega} < 1 \\ \tau\omega - 2c - \sqrt{(1 + \tau\omega - 2c)^2 - 4\tau\omega} > -3 \end{cases} \quad (13)$$

求解式(13)得到:

$$1 + 2c > \tau\omega > c - 1 \quad (14)$$

2) 特征值 λ_1 和 λ_2 相等, $x(t)$ 的解为:

$$x(t) = (C_1 + C_2 t)\lambda^t + x^* \quad (15)$$

特征值为重根($\lambda_1 = \lambda_2$), 得到:

$$(1 + \tau\omega - 2c)^2 = 4\tau\omega \quad (16)$$

进一步可以推出:

$$\tau\omega < 2 + 2c \quad (17)$$

3) 特征值 λ_1 和 λ_2 为共轭复根, $x(t)$ 的解为:

$$x(t) = r^t (C_1 \cos(\theta t) + C_2 \sin(\theta t)) + x^* \quad (18)$$

假设

$$\beta = \frac{1 + \tau\omega - \varphi}{2} \quad (19)$$

$$j\chi = \frac{\sqrt{(1 + \tau\omega - \varphi)^2 - 4\tau\omega}}{2}$$

其中

$$r = \sqrt{\beta^2 + \chi^2}, \cos(\theta t) = \frac{\beta}{r}, \sin(\theta t) = \frac{\chi}{r} \quad (20)$$

通过式(18)得到:

$$\tau\omega < 1 + 2c + 2\sqrt{2c}, \tau\omega > 1 + 2c - 2\sqrt{2c} \quad (21)$$

根据式(14), 式(17)和式(21), $\tau\omega$ 和 c 选取的范围如下:

$$0 < \tau\omega \leq 1, 0 < \varphi \leq 4 \quad (22)$$

3 仿真实验

针对图4所示线性励磁系统模型采用常规PID控制, K_p, K_i, K_d 3个参数值分别为10.424 0, 15.445 4和0.932 9; 针对图5所示非线性励磁系统模型采用常规PID控制, K_p, K_i, K_d 3个参数值分别为4, 10和1.1.

针对图4所示线性励磁系统模型采用常规PID控制, 采用模糊PID控制时, K_p, K_i, K_d 3个参数分别为10, 6和5; 针对图5所示非线性励磁系统模型采用常规PID控制, 采用模糊PID控制时, K_p, K_i, K_d 3个参数分别为10, 10和1.1. 采用的模糊控制方式及参数均不变, 其中的输入变量的论域设为 $\{-20, -40/3, -20/3, 0, 20/3, 40/3, 20\}$; 输出变量的论域设为 $\{-12, -8, -4, 0, 4, 8, 12\}$; 输入输出语言变量设为 $\{\text{负大, 负中, 负小, 零, 正小, 正中, 正大}\}$.

针对图4所示的线性励磁系统模型和图5所示的非线性励磁系统模型, 采用粒子群优化模糊PID控制时, 控制参数不变, 粒子群优化算法优化的参数为 K_p, K_i, K_d . 其中粒子种群数 $N=40$; 加速因子 $c_1 = c_2 = 2.05$; 惯性权重 $\omega = 0.9 \sim 0.4$; 粒子位置 $X_{\min} = -X_{\max} = -50$; 速度限制 $V_{\min} = -V_{\max} = -1$; 迭代次数采用100次寻优. 模糊控制的模糊规则、输入与输出论域均不改变.

变压器 $K_a=1, T_a=0.02$; 放大系数 $K_i=55$; 功率单元 $T_c=0.02$; 电压测量 $T_r=0.001$; 发电机 $T_{d0}=2$. PSO优化所需要的目标函数公式为:

$$f_{ITAE} = \int_0^t |e(t)| dt \quad (23)$$

式中 $e(t)$ 为指令信号和反馈信号的误差, 评价优化性能的指标有超调量和上升时间.

按图4和图5的励磁系统模型分别建立基于PID控制(与图4和图5相同)、基于模糊PID控制(在PID控制的基础上增加模糊控制, 其中模糊控制调整 $\Delta K_p, \Delta K_i, \Delta K_d$ 参数)和基于粒子群优化算法的模糊PID控制(粒子群优化算法优化 K_p, K_i, K_d 参数, 模糊控制调整 $\Delta K_p, \Delta K_i, \Delta K_d$ 参数)模型, 然后进行仿真实验对比.

针对线性采用PID励磁控制的线性励磁系统

阶跃响应、采用模糊 PID 励磁控制的线性励磁系统阶跃响应和采用基于粒子群算法优化的模糊自适应 PID 励磁控制的线性励磁系统阶跃响应如图 7 所示。

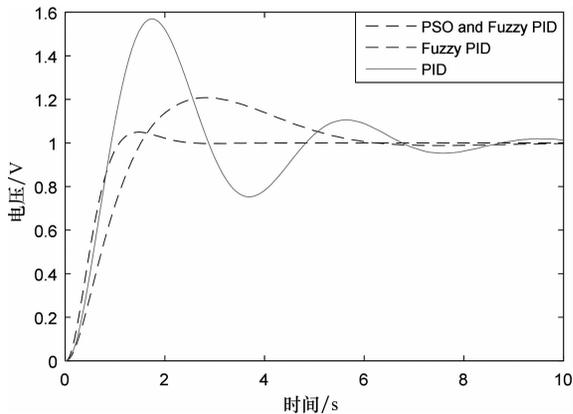


图 7 不同控制策略的线性励磁系统阶跃响应
Fig.7 Linear excitation system with different control strategies Step response

对比图 7 中多种控制方式,采用励磁 PID 控制时候超调量为 50%,上升时间为 0.9 s;而采用励磁 PID 结合模糊控制时超调量为 20%,上升时间为 1.2 s;采用基于粒子群算法优化的模糊自适应 PID 励磁控制时超调量为 4.9%,上升时间为 0.9 s。

针对线性采用 PID 励磁控制的非线性励磁系统阶跃响应、采用模糊 PID 励磁控制的非线性励磁系统阶跃响应和采用基于粒子群算法优化的模糊自适应 PID 励磁控制的非线性励磁系统阶跃响应如图 8 所示。

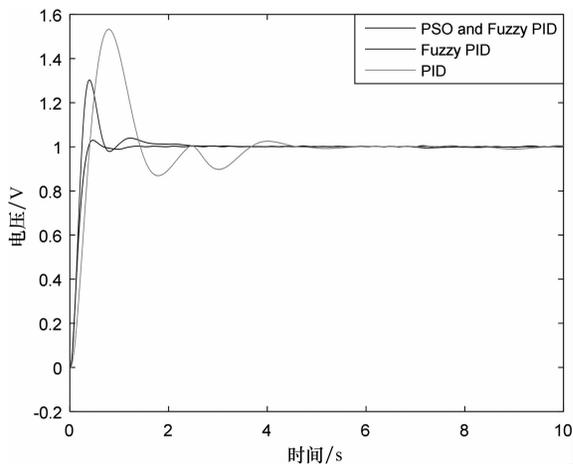


图 8 不同控制策略的非线性励磁系统阶跃响应
Fig.8 Non-linear excitation system step response for different control strategies

对比图 8 中多种控制方式,采用励磁 PID 控制时候超调量为 51%,上升时间为 0.28 s;采用励磁

PID 结合模糊控制时超调量为 30%,上升时间为 0.25 s;采用基于粒子群算法优化的模糊自适应 PID 励磁控制时超调量为 3%,上升时间为 0.26 s。

由图 7 和图 8 可知,采用基于粒子群优化算法的模糊 PID 励磁控制具有较为优异的优化性能,该控制方式在保证系统能快速收敛的前提下,有效减少了超调量,使系统得到稳定控制.基于粒子群优化算法的模糊 PID 励磁控制将模糊控制鲁棒性强的优点,和粒子群优化算法容易实现、精度高、收敛快等优点相结合,较 PID 控制和模糊 PID 控制,该算法无需设置经验参数,能够有效提高控制性能。

4 结 论

本文利用 Matlab/Simulink 针对水轮发电机不同情况,建立了线性和非线性励磁调节系统仿真模型.采用常规 PID 控制,因参数整定问题,往往难以得到较优解,且整定耗时.为了提高控制性能,本文采用基于粒子群优化的模糊 PID 励磁控制,粒子群优化算法优化 K_p, K_i, K_d 参数,模糊控制优化 PID 增量。

通过仿真对比可知,采用本文提出的控制策略其超调量最小,上升时间快,因此性能最优.将 PSO 和模糊 PID 相结合,可以弥补 PSO 容易陷入局部最优的缺点,同时也不考虑初值影响,提高了模糊控制的优化性能,因此相较 PID 励磁控制和模糊 PID 励磁控制其收敛速度更快(上升时间少于 1 s),控制精度更高(误差小于 0.1%),超调量少(超调量少于 5%),有效提高了控制效果。

参考文献

- [1] PARDO M, BLÁNQUEZ F R, PLATERO C A, *et al.* Detection and location of a ground-fault in the excitation circuit of a 106 MVA synchronous generator by a new on-line method[J]. *Electric Power Systems Research*, 2016, 140: 303–311.
- [2] YE Y, YIN C B, GONG Y, *et al.* Position control of nonlinear hydraulic system using an improved PSO based PID controller [J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2016, 83: 241–259.
- [3] MEHMOOD C A. A new methodology for the design and tuning of robust PID controllers in electric drives [J]. *Dissertations & Theses-Gradworks*, 2014: 73–126.
- [4] KONSTANTINOS G, PAPADOPOULOU S, NIKOLAOS D, *et al.* Analytical tuning rules for digital PID type controllers via the magnitude optimum criterion[C]//*Industrial Technology (ICIT)*. Athens, Greek, 2012: 875–880.