

杂草算法优化极限学习机的电力逆变器优化控制

为了获得更加理想的电力逆变器性能,针对传统PID控制算法在负载突变和带非线性负载情况下逆变器动态响应速度慢、输出波形质量差等不足,提出一种基于杂草算法优化极限学习机的电力逆变器优化控制策略。首先采用极限学习机对逆变器的PID参数进行在线整定,然后采用杂草算法优化极限学习机的输入权值及隐含层偏差,最后采用Matlab 2012工具箱进行仿真实验。仿真结果表明,该控制策略可以提高逆变器的输出波形质量,减少逆变器的动态响应时间。

朱 承/重庆电子工程职业学院 李先江/西南计算机有限责任公司

三相逆变器是一种常用的电力电子设备,在许多领域得到了应用广泛,作为光伏阵列和电网接口的主要装置,人们对三相逆变器的性能要求日益提高,因此如何对三相逆变器进行准确控制显得尤为重要^[1-2]。

近年来,针对三相逆变器控制优化问题,国内外学者和专家展开了广泛而深入的研究,取得了不错的研究成果^[3]。PID控制由于具有鲁棒性好、容易实现等特点,在三相逆变器控制优化中应用最为广泛^[4]。要获得理想的三相逆变器控制效果,首先必须对PID控制器的比例、积分和微分三个参数进行优化,其值的合理性、参数好坏决定了控制效果^[5]。原始的PID参数优化方法主要有Ziegler-Nichols法、爬山法和梯度法等^[6-7],它们对初值敏感,而且搜索速度慢,很难获得最合适的PID参数^[8]。近年来,随着非线性理论的成熟,一些学者将神经网络应用于PID参数优化过程中,通过神经网络非线性拟合能力对PID参数

进行在线整定,获得了较理想的三相逆变器控制效果^[9]。然而在实际应用中,神经网络自身存在一些缺陷,如参数难以确定、过拟合等,影响了PID参数优化的效果^[10]。与传统神经网络相比,极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)无须调整网络的输入参数,具有很好的泛化能力,为PID参数优化提供了一种新的途径^[11]。

为了获得更加理想的逆变器优化效果,本文提出一种杂草算法优化极限学习机的电力逆变器控制策略,并通过仿真实验测试其性能。

逆变器的数学模型

定义三相逆变器负载侧输出电压为 u_{oA} 、 u_{oB} 和 u_{oC} ,输出电流为 i_{oA} 、 i_{oB} 和 i_{oC} ;三相逆变器电感 L 侧输入电压为 u_A 、 u_B 和 u_C ,输出电压为 u_{oA} 、 u_{oB} 和 u_{oC} ,流过电感的电流为 i_{aL} 、 i_{bL} 和 i_{cL} ,状态方程和输出方程分别为

$$\begin{pmatrix} \dot{i}_{aL} \\ \dot{i}_{bL} \\ \dot{i}_{cL} \\ u_{oA} \\ u_{oB} \\ u_{oC} \end{pmatrix} = A \begin{pmatrix} i_{aL} \\ i_{bL} \\ i_{cL} \\ u_{oA} \\ u_{oB} \\ u_{oC} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{u_{dc}}{3L} & \frac{-u_{dc}}{6L} & \frac{-u_{dc}}{6L} \\ \frac{-u_{dc}}{6L} & \frac{u_{dc}}{3L} & \frac{-u_{dc}}{6L} \\ \frac{-u_{dc}}{6L} & \frac{-u_{dc}}{6L} & \frac{u_{dc}}{3L} \\ R_C u_{dc} & -R_C u_{dc} & -R_C u_{dc} \\ \frac{3L}{3L} & \frac{6L}{6L} & \frac{6L}{6L} \\ -R_C u_{dc} & R_C u_{dc} & -R_C u_{dc} \\ \frac{6L}{6L} & \frac{3L}{6L} & \frac{6L}{3L} \\ \frac{-R_C u_{dc}}{6L} & \frac{-R_C u_{dc}}{6L} & \frac{R_C u_{dc}}{3L} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d_a \\ d_b \\ d_c \end{pmatrix} \quad (1)$$

关键词/Keywords

极限学习机·
杂草算法·
三相逆变器·
仿真测试·

$$\begin{pmatrix} u_{oA} \\ u_{oB} \\ u_{oC} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_{aL} \\ i_{bL} \\ i_{cL} \\ u_{oA} \\ u_{oB} \\ u_{oC} \end{pmatrix} \quad (2)$$

三相静止坐标系到两相静止坐标系的变换关系式^[12]为

$$\begin{pmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{pmatrix} \quad (3)$$

将式(3)代入式(1)即可得到在两相静止坐标系下控制对象的传递函数,即

$$G(s) = \frac{u_{dc}(CR_Cs+1)}{2[CLs^2 + C(R_C + R_L)s + 1]} \quad (4)$$

杂草优化极限学习机的逆变器控制器

1. 逆变器控制器的设计思想

杂草优化极限学习机的逆变器控制器思想为:在双闭环控制的基础上,采用极限学习机整定逆变器控制器的PID参数,并且用杂草算法优化极限学习机的输入权值及隐含层偏差,使网络能够以最快的速度调整外环PID参数。

2. 极限学习机

假设 N 个训练样本集 (x_i, y_i) , $i=1,2,\dots,N$,那么ELM可以描述为

$$\sum_{j=1}^L \beta_j g(a_j x_i + b_j) = o_i \quad (5)$$

式中, a_j 为隐含层节点与输入神经元的输入权值; β_j 为隐含层节点与输出神经元的输出权值; o_i 为输出值; b_j 为第 j 个隐含层的偏差^[14]。

若激励函数为 $g(x)$ 的ELM可以零偏差地逼近 N 个训练样本 (x_i, t_i) ,则有

$$H\beta = T \quad (6)$$

$$\text{式中, } H = \begin{pmatrix} g(a_1 x_1 + b_1) & \cdots & g(a_L x_1 + b_L) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ g(a_1 x_N + b_1) & \cdots & g(a_L x_N + b_L) \end{pmatrix};$$

$$a = \begin{pmatrix} a_1^T \\ \vdots \\ a_L^T \end{pmatrix}_{L \times m}; \quad T = \begin{pmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{pmatrix}_{N \times m}。$$

β 根据最小二乘解可以得到

$$\|H\hat{\beta} - T\| = \min_{\beta} \|H\beta - T\| \quad (7)$$

即有

$$\hat{\beta} = H^+ T \quad (8)$$

式中, H^+ 为输出矩阵 H 的广义逆。

3. 极限学习机优化PID控制参数

采用极限学习机对PID控制器的参数 k_p 、 k_i 和 k_d 进行动态调整,有效提高了三相逆变器的输出波形质量与动态响应速度,基于极限学习机优化的逆变器PID控制器的结构如图1所示。

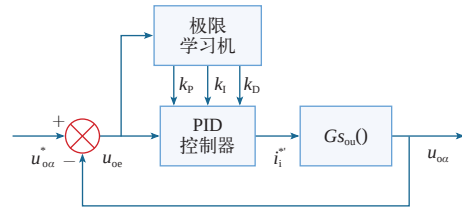


图1 极限学习机优化PID控制器结构

4. 杂草算法

杂草优化(Invasive Weed Optimization, IWO)算法是模拟自然界中杂草群在空间中扩散、生长、繁殖和生存竞争过程的进化寻优算法^[15],其工作步骤如下:

1) 杂草根据其繁殖能力产生种子,表达式为

$$\omega_i = \frac{f(x_i) - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} (s_{\max} - s_{\min}) + s_{\min} \quad (9)$$

式中, ω_i 为种子个数; $f(x_i)$ 为适应度值; $s_{\min}$ 和 $s_{\max}$ 分别为杂草所能产生的最小和最大种子个数。

2) 对于每一个杂草,根据式(9)在周围产生种子,种子服从 $N(0, \sigma)$ 的正态分布, σ 的表达式为

$$\sigma_{\text{iter}} = \frac{(\text{iter}_{\max} - \text{iter})^n}{(\text{iter}_{\max})^n} (\sigma_{\text{initial}} - \sigma_{\text{final}}) + \sigma_{\text{final}} \quad (10)$$

式中, $\text{iter}_{\max}$ 为最大进化代数。

3) 当种群规模大于最大种群规模 $P_{\max}$ 后,种群中杂草和种子按适应度值大小进行排序,选取较好的 $P_{\max}$,淘汰其余个体。

5. 基于IWO-ELM优化PID的逆变器控制

ELM的性能与输入权值及隐含层偏差密切

相关, 当前主要采用随机方式来确定, 这样难以确定最合理的参数, 导致ELM性能达不到全局最优。为解决该难题, 本文采用杂草算法优化极限学习机, 通过杂草算法优化网络的输入权值及隐含层偏差, 提高极限学习机的泛化能力, 加快PID参数寻优速度, 同时提高三相逆变器响应的性能, 具体控制框架如图2所示。

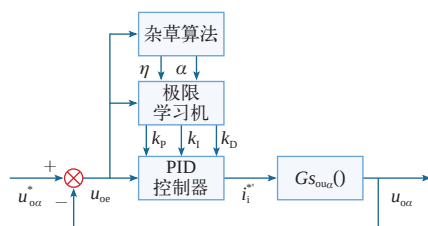


图2 IWO-ELM优化PID的逆变器控制框架

仿真实验

1. 控制对象传递函数

为了抵消结构电压负反馈的影响, 在逆变器中加上输出电压正反馈, 可得

$$u_{\alpha}^* = G_i(i_{\alpha\text{ref}} - i_{o\alpha}) + u_{o\alpha} \quad (11)$$

逆变器的电流环开环传递函数为

$$G_i'(s) = \frac{i_{L\alpha}(s)}{i_{\alpha\text{ref}}(s)} = \frac{G_i}{Ls} \quad (12)$$

逆变器电流环的闭环传递函数为

$$G_i(s) = \frac{i_{L\alpha}(s)}{i_{\alpha\text{ref}}(s)} = \frac{G_i/L}{s + G_i/L} \quad (13)$$

三相逆变器 $L = 0.19 \text{ mH}$, $C = 60 \text{ }\mu\text{F}$, 代入式(14)得到开环的幅频特性函数为

$$|A(j\omega)| = \left| \frac{G_i}{L\omega j} \right| \quad (14)$$

为了抵消结构电流负反馈的影响, 在逆变器中加上输出电流正反馈, 可得

$$i_{L\text{ref}} = i_{o\alpha} + i_{C\alpha} = i_{o\alpha} + G_v(u_{o\alpha}^* - u_{o\alpha}) \quad (15)$$

得到逆变器的电压环控制器控制对象传递函数为

$$G_{o\alpha}(s) = \frac{G_i/LC}{s^2 + G_i s/LC} \quad (16)$$

2. 结果与分析

(1) 非线性负载扰动

采用Matlab 2012工具箱进行仿真实验, 在三

相逆变器中加上非线性负载, 采用IWO-ELM对PID参数进行自适应、动态调整, 逆变器输出的电压、电流波形如图3所示。由图3可知, 输出电压、电流波形具有更高的稳态准确度, 获得了十分理想的控制效果。

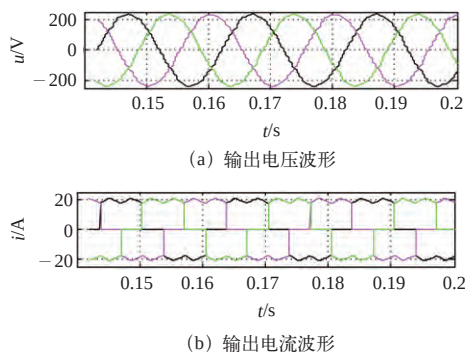


图3 非线性负载扰动逆变器的控制效果

(2) 线性负载突变扰动

仿真时间在0.15 s时, 三相逆变器的输出端突然加上三相对称的 $1 \text{ }\Omega$ 电阻, RBF神经网络和IWO-ELM整定PID参数逆变器输出的电压、电流波形分别如图4、图5所示。由图4和图5可知, 相

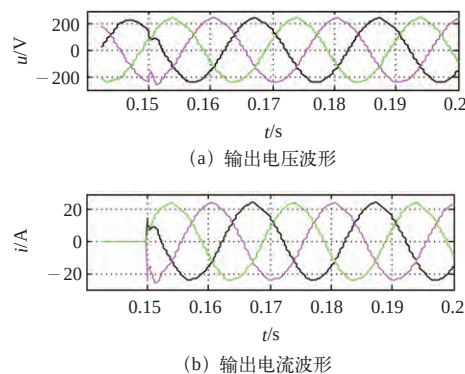


图4 RBF神经网络的线性负载突变扰动控制效果

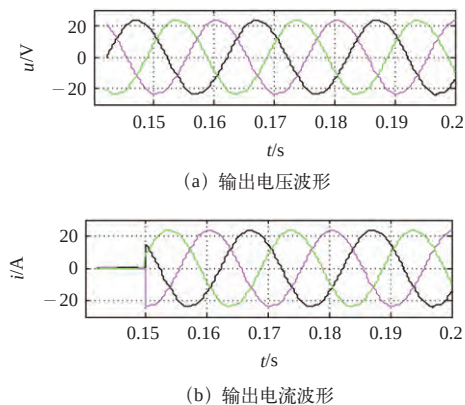


图5 IWO-ELM的线性负载突变扰动控制效果

对于RBF神经网络, IWO-ELM的三相逆变器输出波形质量更优, 而RBF神经网络在负载突变时输出电压波动较大, 需要一定的调节时间输出波形才趋于稳定, 动态响应速度慢。IWO-ELM负载突变时响应速度更快, 极大地改善了三相逆变器的性能, 这主要是由于ELM较好地克服了RBF神经网络存在的不足, 获得了更加理想的控制效果。

结束语

为了对逆变器进行更加准确的控制, 提出一种基于杂草算法优化极限学习机的逆变器控制策略。采用极限学习机对PID参数进行在线整定和优化, 并采用杂草算法优化极限学习机的相关参数。仿真实验证明, 本文控制策略可以获得较好的逆变器输出波形, 减少系统的调整时间, 改善系统的动态响应性能, 因此是一种有效、可靠的逆变器控制策略。

参考文献

- [1] Guedouani R, Fiala B, Berkouk E M, et al. Modeling and control of multilevel three-phase PWM current source inverter [C]. Acmpp Electro Motion, 2011: 455-460.
- [2] 谢少军, 张勇, 韩军. 28 kV输入20 kVA三相静止变流器的动态特性研究 [J]. 电力电子技术, 2003, 37 (1): 29-3.
- [3] 王铁军, 方芳. 用于多重化逆变器的移相变压器 [J]. 电工技术学报, 2012, 27 (6): 32-37.
- [4] Wang X, Ruan X, Liu S, et al. Full feed forward of grid voltage for grid-connected inverter with LCL filter to suppress current distortion due to grid voltage harmonics [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2010, 25 (12): 3119-3127.
- [5] 吴浩伟, 段善旭, 徐正喜. 一种新颖的电压控制型逆变器并网控制方案 [J]. 中国电机工程学报, 2008, 28 (33): 19-24.
- [6] Marian P, Kazmierkowski, Marek J, et al. DSP-based control of grid-connected power converters operating under grid distortion [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2011, 7 (2): 204-211.
- [7] Miguel C, Jaume M, Jose M, et al. Linear current control scheme with series resonant harmonic compensator for single-phase grid-connected photovoltaic inverters [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55 (7): 2724-2733.
- [8] 李明勇, 陈敏, 陈晶晶, 等. 一种非线性负载下逆变器输出滤波器的设计方法 [J]. 电力电子技术, 2007, 41 (11): 38-40.
- [9] Chen Y M, Lai S C, Tan C K. Analysis and design of repetitive controller for harmonic elimination in PWM voltage source inverter systems [J]. IET Power Electronics, 2008, 1 (4): 497-506.
- [10] Bin Zhang, Wang Dan Wei, Zhou Ke Liang, et al. Linear phase lead compensation repetitive control of a CVCF PWM inverter [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55 (4): 1595-1602.
- [11] Zhou Ke Liang, Wang Dan Wei, Bin Zhang, et al. Plug-in dual-mode-structure repetitive controller for CVCF PWM inverters [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2009, 56 (3): 784-791.
- [12] 张凯, 彭力, 熊健, 等. 基于状态反馈与重复控制的逆变器控制技术 [J]. 中国电机工程学报, 2006, 26 (10): 56-62.
- [13] 蔡昆, 李耀华, 胜晓松, 等. 高性能单相电压源逆变器的输出控制 [J]. 电工技术学报, 2005, 20 (1): 104-107.
- [14] Mehrabian A R, Lucas C. A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization [J]. Ecological Informatics, 2006, 1 (4): 355-366.
- [15] Huang Guangbin, Zhu Qinyu, Siew Chee Kheong. Extreme learning machine: theory and applications [J]. Neurocomputing, 2006, 70 (1): 489-501.

(收稿日期: 2015-04-08) EA