

基于改进 GA 优化的级联 H 桥 APF 神经网络电流跟踪控制

沈建强, 邢砾云, 李冉, 王策
(北华大学电气与信息工程学院, 吉林 吉林 132021)

摘要:针对基于级联 H 桥有源滤波器实现谐波抑制时,传统 PI 控制电流跟踪的抗扰性差以及由于神经网络预测的局域最优造成的电流跟踪预测不准确、延迟大等问题。本文提出了一种改进 GA 优化的级联 H 桥 APF 神经网络电流跟踪控制策略,以改进选择和交叉操作的 GA 优化神经网络变化因子,提升了预测控制的全局搜索能力和鲁棒性能。仿真验证表明,所提出的控制策略相较于传统 PI 控制,提升了电流跟踪控制的鲁棒性;相较基于传统 GA 优化的神经网络控制方法,本文提出的方法跟踪速度提升了约 0.04 s,控制误差减小约 0.2 A,谐波畸变率降低 0.36%。可见,响应速度和控制精度更优,具有更好的跟踪控制能力。

关键词:级联 H 桥;有源电力滤波器;遗传算法;神经网络控制;电流跟踪

Cascaded H-bridge APF Neural Network Current Tracking Control Based on Improved GA Optimization

SHEN Jianqiang, XING Liyun, LI Ran, WANG Ce

(College of Electrical and Information Engineering, Beihua University, Jilin Jilin 132021, China)

Abstract: In view of such issues as weak disturbance resistance tracked by traditional PI control current, inaccurate current tracking prediction and large delay due to local optimum predicted by neutral network when the cascade-based H-bridge active power filter achieves the harmonic suppression, a kind of improved GA-optimized cascaded H-bridge APF neural network predictive current control strategy is proposed in this paper to improve the GA-optimized neural network change factor of selection and crossover operation, which improves the global search ability and robust performance of current tracking control. Simulation results show that the proposed control strategy, compared with traditional PI control, improves the robustness of current tracking control. Compared with the neural network control method based on traditional GA optimization, the tracking speed of the method proposed in this paper is improved by about 0.04 s, the control error is reduced by about 0.2 A, and the harmonic distortion rate is reduced by 0.36%. It can be seen that the response speed and control accuracy are better, and the tracking control capability is better.

Keywords: cascaded H-bridge; active power filter; genetic algorithm; neural network control; current tracking

0 引言

随着工业的迅速发展,电网中的非线性负载越来越多,电网中的谐波问题越来越严重,严重影响了电网的运行^[1-3]。级联 H 桥有源电力滤波器(active power filter, APF)以其能跟踪补偿较高电压网络中

谐波的优点在电力谐波治理领域得到了广泛的应用^[4-7]。但是,采用的电流跟踪控制方法对 H 桥级联 APF 的性能有很大的影响。

目前的电流跟踪控制方法主要包括两个方面,一方面是传统 PI 控制或在此基础上的改进方法,控制参数易设置但缺乏对非线性系统扰动的自适应性

收稿日期:2023-12-26

基金项目:国家自然科学基金青年基金(61901007);吉林省科技发展计划项目(YDZJ202201ZYTS601);吉林省发改委项目(2019C058-1);吉林省教育科学“十四五”规划2022年度重点课题(ZD22091);北华大学青年科技创新团队(202016003)。

且存在控制滞后问题^[8-10];另一方面则是基于神经网络等智能算法的预测控制,具备一定学习能力,但存在局域最优或计算量大等问题,限制了跟踪预测的准确性、实时性^[11-13]。针对此问题,近来人们利用粒子群、蚁群、灰狼、麻雀等算法优化神经网络^[14-16],虽在一定程度上解决了局部最优问题,但由于算法复杂,计算量大,使得在收敛速度、全局搜索能力方面不足;相较于上述算法,传统的遗传算法(genetic algorithm, GA)虽然计算复杂度相对低,但存在种群多样性低和容易早熟的缺点^[17-19]。综上所述,从遗传算法改进入手,改善基于神经网络的局域最优问题,将是降低智能算法复杂度、实现神经网络参数全局优化,进而提升电流跟踪控制实时性、准确性的有效途径。

本文以级联 H 桥 APF 的电流跟踪控制为研究对象,将神经网络的可充分逼近任意非线性关系,自学习能力强和精准预测的优点,与遗传算法全局搜索能力和鲁棒性能好的优点相结合,提出一种基于改进 GA 优化的神经网络控制的电流跟踪控制方法。以神经网络控制代替传统的电流 PI 控制,得到 $k+1$ 时刻的电流值,以此来解决电流控制的延迟;为增加种群多样性,防止 GA 陷入早熟,改进选择和交叉操作,并以此改进 GA 优化神经网络变化因子,减小神经网络陷入局部最优概率,提升神经网络的预测性能,从而提升电流跟踪能力。

1 级联 H 桥 APF 拓扑结构及控制规律

级联 H 桥 APF 对电网或负荷谐波进行检测,并将其传输至追踪控制模块,以产生驱动信号,驱动主电路产生与谐波相反的电流,并将其输至电网,以消除谐波。级联 H 桥式 APF 的结构见图 1。

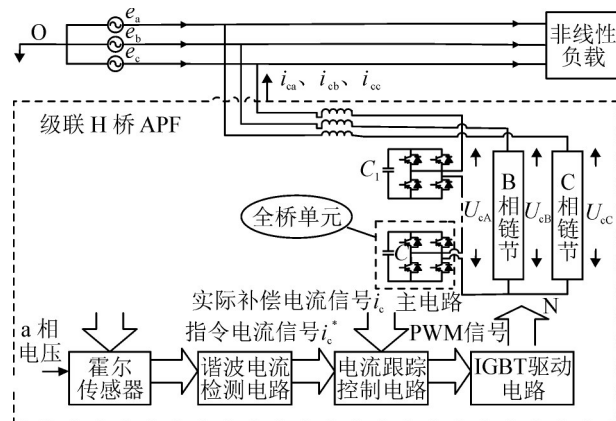


图1 级联H桥并联APF拓扑结构
Fig. 1 Topology of cascaded H-bridge in parallel with APF

图1中: U_{eA} 、 U_{eB} 、 U_{eC} 、 i_{eA} 、 i_{eB} 、 i_{eC} 表示三相电压、三相补偿电流;主电路采用全控开关器件; L 是进线电感器; C 是 PN 端直流电容,其电压为 U_{dc} 。假定电力网是均衡的,各设备的参数是一致的。三相系统各相是彼此独立的,使得三相系统可以用单相的方式来进行分析。所得到的微分方程的数学模型为

$$\begin{cases} L \frac{di_{ej}}{dt} + Ri_{ej} = U_{jn} - U_j - U_{ON} \\ U_{jn} = \sum_{i=1}^3 U_{deji} S_{ij} \\ C \frac{dU_{deji}}{dt} = i_{ej} S_{ij} \end{cases} \quad (1)$$

式中: R 为等效串接电阻; L 为滤波电感; C 为直流端电容; U_{deji} 为 j 相的第 i 个 H 桥单元直流母线电压, j 表示 a, b, c 三相; U_j 为 j 相相电压; U_{jn} 为 j 相逆变端电压; U_{ON} 为公共点电压; i_{ej} 为 j 相输出补偿电流; S_{ij} 为 j 相的第 i 个 H 桥单元模块开关函数,其中 $S_{ij}=1$ 表示 1、3 器件为导通状态; $S_{ij}=-1$ 表示 2、4 器件为导通状态。

用傅里叶方法对开关函数进行分析,得

$$S_{ij} = \sqrt{2} M \sin(\omega t) + S_{jih} \quad (2)$$

式中 M 为调制比; S_{jih} 代表在第 j 相中,由于切换复用而使第 i 个 H 桥产生的高次谐波成分。

电网三相平衡时,

$$U_{ON} = \frac{1}{3} \sum_{j=a}^3 \sum_{i=1}^3 U_{deji} S_{ij} \quad (3)$$

将所述的补偿电流 i_{ej} 和电压 U_{deji} 作为状态变量,得出所述的系统状态方程为

$$\begin{bmatrix} L & 0 \\ 0 & C_i \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ej} \\ U_{deji} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -R & S_{ij} \\ S_{ij} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ej} \\ U_{deji} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -U_j - U_{ON} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

令:

$$X = \begin{bmatrix} i_{ej} \\ U_{deji} \end{bmatrix}; A = \begin{bmatrix} L & 0 \\ 0 & C_i \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} -R & S_{ij} \\ S_{ij} & 0 \end{bmatrix}; U = \begin{bmatrix} -U_j - U_{ON} \\ 0 \end{bmatrix}$$

则,上式可表示为

$$AX = BX + U \quad (5)$$

从级联 H 桥 APF 的数学模型中可以看出,系统三相互不依赖,相互独立,能够分别对每相的 H 桥模块进行控制,并利用 S_{ij} 变换实现各个相位补偿电流和各相电容电压调节,从而实现对谐波电流的补偿。

2 基于神经网络级联 H 桥 APF 电流控制

2.1 基于神经网络级联 H 桥 APF 电流控制

由于传统的控制方法上存在缺陷,使得其难以

达到预期的控制结果。针对目前常用的电流控制方法,由于其系统具有非线性、时滞等特点,使得经过处理的电网电流具有实时性差、精度低等缺点,结合神经网络能够充分逼近各种复杂的非线性关系,具有较好的自学习性能,并能够准确进行预测的优点,本文结合级联H桥APF模型,设计了一种基于神经网络级联H桥APF控制方案。其结构如图2所示,通过谐波检测电路生成参考电流 $i_c^*(k)$,神经网络预测模型根据参考电流 $i_c^*(k)$ 和输出电流 $i_c(k)$ 以及APF数学模型输出控制电压 $U(k+1)$,控制电压 $U(k+1)$ 与可测周期电压 $e(k+1)$ 相减,得到指令电压 $u(k+1)$,在此基础上,利用SVPWM对IGBT进行触发,得到补偿电流 $i_c(k)$ 。

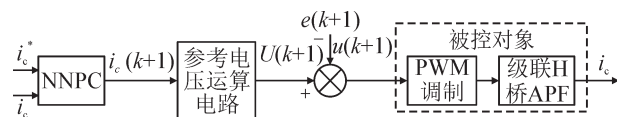


图2 电流控制原理
Fig. 2 Principle of current control

2.2 神经网络模型预测控制原理

神经网络模型预测控制的实质就是,将未来模型作为神经网络非线性模型的预测对象^[20-23]。神经网络建模的首要步骤就是先建造网络模型,然后再利用控制器对其性能进行预测^[24-27]。

2.2.1 建立网络模型

在进行模型预测过程中,首先要对神经网络进行建模训练,使其能够表示出网络的动态机理。在此基础上,将被控对象和神经网络输出相减作为训练信号,用来进行系统辨识,其结构如图3所示。

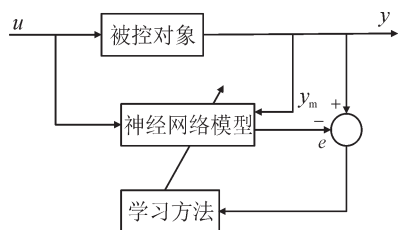


图3 辨识系统结构
Fig. 3 Structure of identification system

神经网络模型采用当前输入和输出实现对未来输出值的预测。图4给出了神经网络结构,本文采用2-20-1模型。

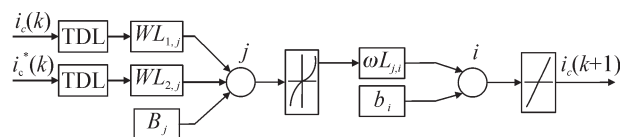


图4 神经网络结构
Fig. 4 Neural network structure

图中 $i_c(k)$ 和 $i_c^*(k)$ 分别为 k 时刻系统实际输出的谐波电流和指令电流。

设 $WL_{m,j}$ 为输入层的权值,其中 $m=1,2$, B_j 为输入层的偏差值,则输入层为

$$\begin{cases} I_j = \sum_{m=1}^2 WL_{m,j} x_m + B_j \\ Q_j = f(I_j) \end{cases} \quad (6)$$

用Sigmoid函数求得隐含层激发函数

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (7)$$

同样,可以得到输出层的输入和输出分别是

$$\begin{cases} N_i = \sum_{j=1}^{20} \omega L_{j,i} Q_j + b_i \\ E_i = g(N_i) \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\omega L_{j,i}$ 为输出层的权值; b_i 为输出层的偏差值。

采用连续可导的Sigmoid函数作为隐含层激发函数,得

$$g(x) = \frac{e^x}{e^x + e^{-x}} \quad (9)$$

神经网络的输出为

$$i_c(k+1) = E_i \quad (10)$$

采用梯度下降法对各网络的权值进行调整,得

$$\Delta W_{jk}(k) = -\lambda \frac{\partial J(k)}{\partial W_{jk}} + \mu \Delta W_{jk}(k-1) \quad (11)$$

式中: λ 为学习率; μ 为惯性系数。

2.2.2 模型预测

根据水平后退法进行模型预测,其是对一定时期内模型反应的预测。该预测利用最优的运算法则来决定该控制信号,最优化的性能标准函数如下

$$\begin{aligned} J = & \sum_{j=1}^{N_2} [(y_\tau(k+j) - y_m(k+j))]^2 + \\ & \rho \sum_{j=1}^{N_u} [u(k+j-1) - u(k+j-2)]^2 \end{aligned} \quad (12)$$

式中: N_2 表示预测时域长度; y_τ 表示期望响应; y_m 表示网络模型响应; ρ 表示控制量加权系数; N_u 表示控制时域长度; u 表示控制信号。

3 改进GA优化神经网络控制

神经网络控制虽然在一定程度解决了抗扰性差问题,但是,这种方法全局搜索性能差,容易陷入局部极值。针对神经网络的以上缺点,为进一步提高电流跟踪性能,结合GA计算复杂度低,对环境适应性较强的个体进行筛选的优点,本文提出应用改进GA优化神经网络电流跟踪控制,其流程如图5所示。为防止种群个体选中高适应度聚集,陷入最优,改进GA选择操作,增加种群多样性;同时以新

的交叉概率计算方法,改进交叉操作,减小种群早熟概率;并引入改进 GA 对所建立的网络初始权、阈值进行优化,以防止网络陷入局部极值,提高了辨识准确率,从而改善了神经网络的性能。

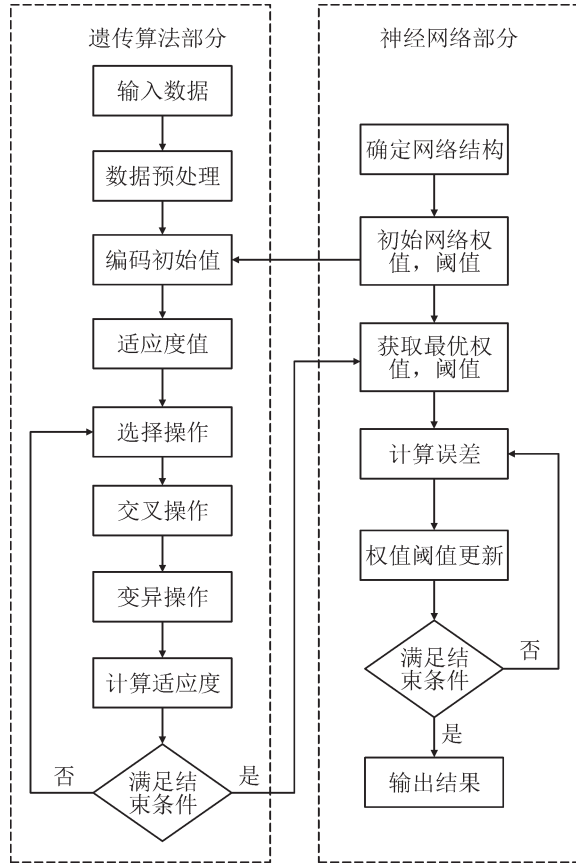


图5 改进GA优化神经网络控制算法流程图
Fig. 5 Flow chart of improving GA optimized neural network control algorithm

在求解每个个体的适应度时,都采用改进 GA 来优化初始权、阈值,以减少其对适应度的影响,其过程为:

1) 个体编码和初始种群生成

神经网络级联 H 桥 APF 电流控制中,权值数量为 $2 \times 20 + 20 \times 1 = 60$ 个,阈值数量为 $2 + 1 = 3$ 个,所以个体的编码长度设为 $60 + 3 = 63$ 个。随机产生初始种群,种群编码选用实数编码。

2) 求取适应度函数

种群中的个体都具有相应的初始权值和域值,将式(12)作为适合度函数,用于控制量求解。

3) 改进选择操作

为增加种群多样性,防止种群个体选中高适应度聚集,陷入最优,本文采用改进选择方式,其具体过程为:

Step 1: 为防止种群个体选中高适应度聚集,当 $J(X) = 0$ 时,适应度为 ∞ ,陷入最优,选取新适应度函数为

$$Q(X_r) = \frac{1}{J(X_r) + 0.0001} \quad (13)$$

Step 2: 计算种群的改进总体适应度值。

$$F = \sum_{r=1}^{n_r} Q(X_r) \quad (14)$$

Step 3: 求取个体的相对适应度值,也就是个体被传给后代的概率。

$$p_r = \frac{Q(X_r)}{F}, \quad r = 1, 2, \dots \quad (15)$$

Step 4: 从(15)可以看出,某个体的累积概率是

$$q_r = \sum_{j=1}^r p_j \quad (16)$$

在选择过程中,在每个回合中生成一个(0,1)的任意数字 γ ,如果 $q_{r-1} < \gamma < q_r$,将第 r 个个体作为下一代的成员。

4) 改进交叉操作

为了防止种群早熟,本文采用改进交叉操作,采用了算术交叉运算,并对交叉概率进行改进,使初期收敛速度快,防止变异过早,接近适应度时,交叉接近最大值,防止局部最优,其步骤为:

Step 1: 种群内两两随机配对个体。

Step 2: 结合 Sigmoid 与高斯分布,求取新的交叉概率为

$$b = \begin{cases} \frac{b_{\max} - b_{\min}}{1 + \exp\left(k_1 \frac{J' - J_{\text{avg}}}{J_{\max} - J_{\text{avg}}}\right)} + b_{\min}, & J' > J_{\text{avg}} \\ b_{\max}, & J' < J_{\text{avg}} \end{cases} \quad (17)$$

式中: $J_{\max}$ 表示种群个体最大适应度值; J' 表示交叉两个个体较大的适应度值; k_1 为曲线平滑参数,取 0.9; $b_{\max}$ 、 $b_{\min}$ 为交叉概率最大和最小值。

Step 3: 对每组的每个个体进行式(18)的交叉,生成一对新的个体。

$$\begin{cases} c_1 = a_1(1 - b) + a_2b \\ c_2 = a_2(1 - b) + a_1b \end{cases} \quad (18)$$

式中: a_1, a_2 表示一组配对的个体; b 表示交叉概率; c_1, c_2 为一组交叉后的新个体。

5) 变异操作

在变异过程中,选取了不均匀的变异算子,在一定的几率下,随机选取个体进行变异运算。如选择的个体 a_{ij} 是 a_i 在第 j 位突变后获得的新基因。

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max})h(g), & r > 0.5 \\ a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij})h(g), & r \leq 0.5 \end{cases} \quad (19)$$

$$h(g) = g(1 - g/G_{\max})^2 \quad (20)$$

式中: $a_{\max}$ 、 $a_{\min}$ 表示基因 a_{ij} 的边界; r 表示 0-1 之间的随机数; g 表示当前迭代次数; $G_{\max}$ 表示最大迭代次数。

4 仿真分析

为了验证所提出的基于改进GA优化的级联H桥APF神经网络电流跟踪控制方法的正确性、有效性,利用Matlab/simulink平台搭建级联H桥APF模型进行仿真,谐波电流由三相不可控桥带负载产生,其系统在0.3 s时发生负载突变,设种群数量为70,最大遗传代数为50,控制步数为2。采用神经网络对模型进行辨识,用300组测试数据求得辨识结果与模型间的均方误差为0.881 2,其仿真参数如表1所示。

表1 仿真参数
Table 1 Simulation parameters

参数	数值
电网电压/频率	380 V/50 Hz
逆变器直流侧参考电压/V	600
逆变器直流侧电容/ μF	100
网侧滤波电感/mH	1
逆变器电压调节器比例参数	15
逆变器电压调节器积分参数	800
滞环比较环宽/A	1
采样频率/kHz	20

4.1 系统跟踪速度分析

图6给出了不同控制方法下A相谐波信号实际输出的波形,通过图6发现,当负荷发生突变之后0.11 s、0.09 s、0.08 s和0.04 s时常规PI控制、神经网络控制、GA优化神经网络控制以及改进GA优化神经网络控制分别实现对指令电流的跟踪。可以看出,GA优化神经网络控制可实现对指令电流的实时跟踪和调整,增加了种群多样性,减小GA陷入早熟概率,并以此优化调节变化因子,避免神经网络陷入最优,使系统跟踪速度得到提升,大大降低了系统的响应时间。

4.2 系统控制精度分析

系统控制精度是衡量系统稳态性能的重要指标,是指在相同条件下,测定结果彼此相接近的程度,用误差来表示,系统误差越小,精度越高。针对于此,本文定义电流控制误差值公式为

$$\delta = |y_{\max} - y_{\min}|_{(A)} \quad (21)$$

式中: $y_{\max}$ 为系统稳定后误差范围的最大值; $y_{\min}$ 为系统稳定后误差范围的最小值。

根据上式,对系统精度进行分析,系统跟踪误差见图7。从图7不同控制下A相信号跟踪误差的波形可以看到在0.3 s的时刻,系统发生负荷突变。图7(a)负荷突变前后PI控制A相信号跟踪误差分

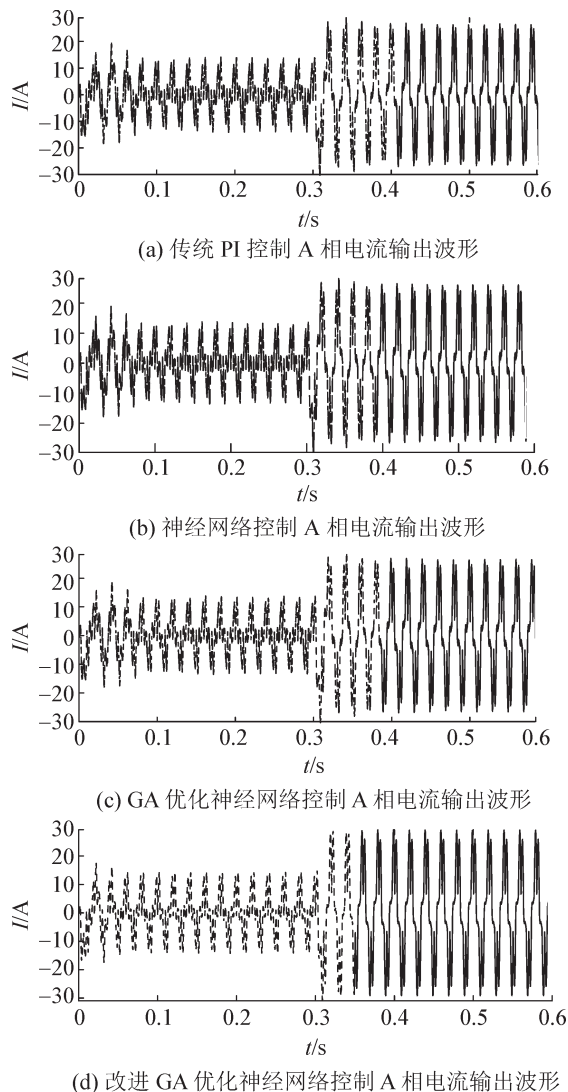


图6 跟踪速度对比分析
Fig. 6 Comparison and analysis of tracking speed

别在1.7 A~3 A和2.3 A~3.2 A之间,误差值分别为4.7 A和5.5 A,当负荷发生突变后,PI控制误差增大0.8 A,不能很好的跟踪指令电流;图7(b)中的神经网络控制在负荷变化前后A相信号跟踪误差均在1.7 A~0.8 A之间,误差为2.5 A,未发生明显变化,神经网络控制有效解决了PI控制负载突变后误差增大的问题,同时负载突变前后控制精度较PI控制有所提升;图7(c)、(d)GA优化的神经网络控制和改进GA优化的神经网络控制在负荷突变前后A相信号跟踪误差均在1.5 A~0.8 A和之间1.3 A~0.8 A,误差值为2.3 A和2.1 A;上述结果可知,改进GA优化神经网络控制可实现对指令电流的精确跟踪和调整,当负荷发生突变后控制精度基本不变,并调节神经网络变化因子,避免神经网络陷入最优,显著降低了指令电流跟踪的稳态误差,其稳态性能更好。

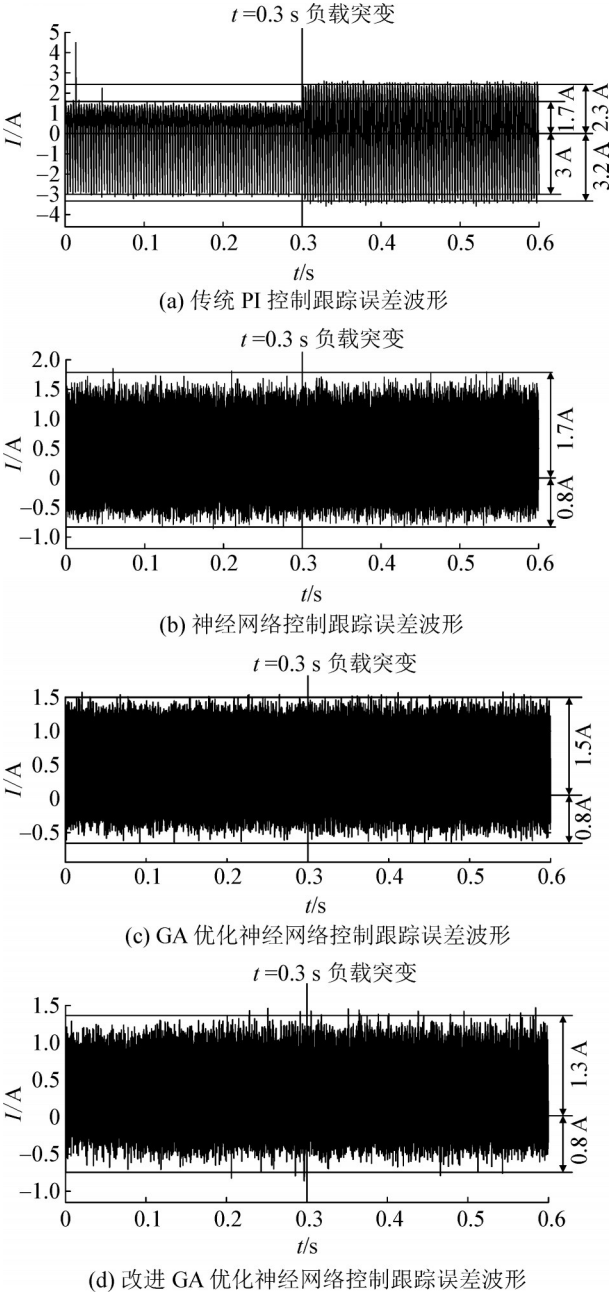


图7 系统跟踪误差
Fig. 7 Tracking error of system

4.3 补偿效果分析

图 8 和表 2 分别给出了系统经过补偿前及电流经不同控制后 A 相电流波形及谐波畸变率。根据图 8 对不同控制后 A 相补偿电流波形发现,改进 GA 优化的神经网络控制下级联 H 桥 APF 补偿性能得到了进一步的改善,更加趋近于正弦波。系统经过补偿前及电流经 PI 控制、神经网络控制、GA 优化的神经网络控制及改进 GA 优化的神经网络控制,经补偿后 A 相电流的谐波畸变率分别为 22.86%,3.40%,2.01%、1.59%及 1.23%。经改进 GA 优化神经网络控制后的级联 H 桥 APF 补偿性能更

好,谐波畸变率更低,更加符合电网要求。

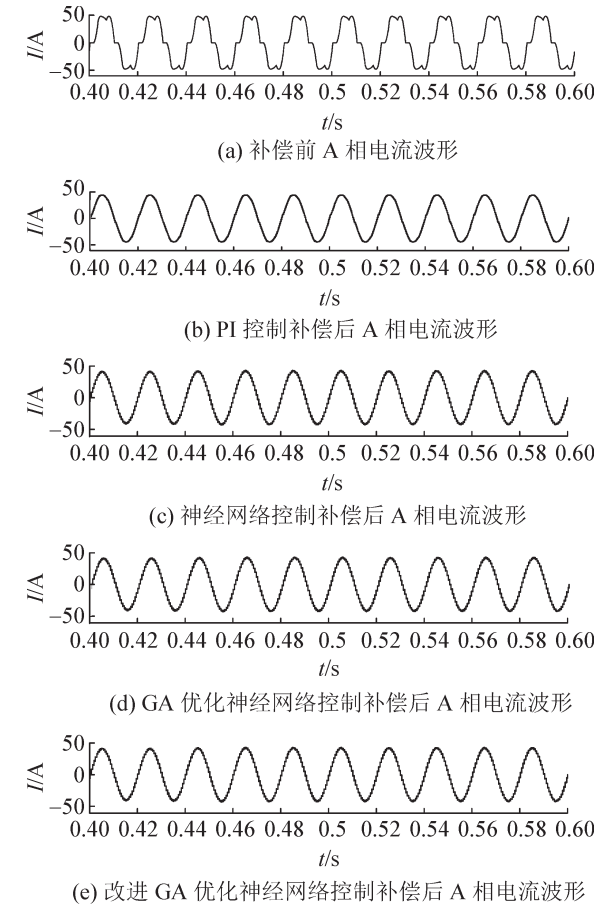


图8 补偿后 A 相电流波形
Fig. 8 Current waveform of phase A after compensation

表2 不同控制系统谐波畸变率 Table 2 Harmonic distortion rate of different control systems	
控制方式	谐波畸变率 /%
补偿前	22.86
PI控制	3.40
神经网络控制	2.01
GA 优化神经网络控制	1.59
改进 GA 优化神经网络控制	1.23

5 结语

本文针对传统 PI 控制缺乏系统扰动性、鲁棒性差造成电流跟踪误差大以及整定缺乏实时性的问题,提出了一种基于改进 GA 优化的神经网络电流跟踪控制方法。以神经网络预测控制模型代替传统 PI 控制,减小了电流跟踪延迟,改善了跟踪实时性;以改进 GA 优化神经网络变化因子,提升了全局搜索能力和鲁棒性能,使神经网络的预测性能得到了进一步优化,有效提升了电流跟踪精度。基于理论分析结合仿真验证得出:

1) 基于改进GA优化的神经网络电流跟踪控制相较于PI控制,负载突变后到达稳态的时间缩短了0.07s,较神经网络控制缩短0.05s,较GA优化神经网络控制缩短0.04s,响应速度更快、调节时间更短,动态性能更佳;

2) 相较于PI控制的跟踪误差约减小2.6A,较神经网络控制减小0.4A,较GA优化神经网络控制减小0.2A,精度更高。且对负载发生突变的适应性更好,跟踪误差基本不变,实时性、稳态性更好;

3) 与级联H桥APF的联合应用,进一步提升了电流跟踪的精度及速度,使级联H桥APF的补偿动态性能及稳态性能均得到较大提升,总谐波畸变率降至1.23%,较PI控制低2.17%,较神经网络控制低0.78%,较GA优化神经网络控制减小0.36%,更好的满足了电能质量的提升需求。

参考文献

- [1] 王燕. 电能质量扰动检测的研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(13): 174-186.
WANG Yan. Review of research development in power quality disturbance detection[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(13): 174-186.
- [2] LI Ruisheng, WONG Ping, WANG Kun, et al. Power quality enhancement and engineering application with high permeability distributed photovoltaic access to low-voltage distribution networks in Australia[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2020, 5(3): 1-7.
- [3] ZHANG Baohui, HAO Zhiguo, BO Zhiqian. New development in relay protection for smart grid[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(2): 1-7.
- [4] ANDRÉS M, JORGE J, ALEXS, et al. Dead-time and semiconductor voltage drop compensation for cascaded H-bridge converters[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(12): 7833.
- [5] BEHROUZIAN E, BONGIORNO M, TEODORESCU R. Impact of switching harmonics on capacitor cells balancing in phase-shifted PWM-based cascaded H-bridge STATCOM[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2017, 32(1): 815-824.
- [6] 立梓辰. 基于交流调功电路的有源滤波器PI-PR-重复前馈控制算法[J]. 电测与仪表, 2022, 59(2): 53-62.
LI Zichen. The PI-PR-repeat feed-forward control algorithm of activepower filter for AC power-regulating circuit[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(2): 53-62.
- [7] 沈建强, 邢砾云, 周振雄, 等. 基于改进SOGIQ PLL与卡尔曼滤波的APF谐波检测方法研究[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(10): 1-10.
SHEN Jianqiang, XING Liyun, ZHOU Zhenxiong, et al. Research on harmonic detection method of APF based on improved SOGIQ PLL and kalman filter[J]. Power System and Clean Energy, 2022, 38(10): 1-10.
- [8] 李兰芳, 徐晓刚, 吴国兵, 等. 并联型APF直流侧电压的滑模PI控制策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(5): 32-37.
LI Lanfang, XU Xiaogang, WU Guobing, et al. PI control based on sliding mode variable structure of DC-link voltage for shunt active power filter[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(5): 32-37.
- [9] 倪翰文, 李庚, 鲍刚, 等. 基于能量平衡的模块化多电平变换器调制方法[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(7): 9-15.
NI Hanwen, LI Geng, BAO Gang, et al. A modulation method of modular multilevel converter based on energy balance[J]. Power System and Clean Energy, 2022, 38(7): 9-15.
- [10] 刘柏霖, 陈卓, 孙雨晴, 等. 基于模糊控制的高压直流输电控制策略改进研究[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(3): 16-23.
LIU Bailin, CHEN Zhuo, SUN Yuqing, et al. A study on control strategy improvement of HVDC transmission based on fuzzy control[J]. Advances of Power System & Hydroelectric Engineering, 2022, 38(3): 16-23.
- [11] 李圣清, 张茜. 基于径向基函数神经网络的PI-准比例谐振控制策略[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(8): 62-67.
LI Shengqing, ZHANG Qian. PI-QPR control strategy based on RBF neural network[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2018, 30(8): 62-67.
- [12] 马草原, 孙富华, 朱蓓蓓, 等. 神经网络算法的改进及其在有源电力滤波器中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(24): 142-148.
MA Caoyuan, SUN Fuhua, ZHU Beibei, et al. Study on algorithm improvement of BP neural networks and its application in active power filter[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(24): 142-148.
- [13] 陈良, 黄传金, 曹文思, 等. 三相四线制APF电流预测控制策略仿真[J]. 科学技术与工程, 2012, 12(22): 5469-5473.
CHEN Liang, HUANG Chuanjin, CAO Wensi, et al. Research on three-phase four-wire APF based on predictive current control strategy[J]. Science Technology and Engineering, 2012, 12(22): 5469-5473.
- [14] 张鑫宇, 薛峰, 李碧君, 等. 双馈风场串补系统次同步振荡紧急控制策略[J]. 电力工程技术, 2023, 42(5): 108-116.
ZHANG Xinyu, XUE Feng, LI Bijun, et al. Emergency control strategy for subsynchronous oscillation of DFIG-based wind farms with a series-compensated line[J]. Electric Pow-

- er Engineering Technology, 2023, 42(5):108-116
- [15] 鲍伟, 任超. 基于GWO-BP神经网络的电池SOC预测方法研究[J]. 计算机应用与软件, 2022, 39(9):65-71.
BAO Wei, REN Chao. Research on prediction method of battery soc based on GWO-BP network[J]. Computer Applications and Software, 2022, 39(9):65-71.
- [16] 万健如, 贾祖新, 智渊. ACO-BP神经网络在电梯交通流预测中的应用[J]. 传感器与微系统, 2015, 34(11):153-156.
WAN Jianru, JIA Zuxin, ZHI Yuan. Application of ACO-BP neural network in elevator traffic flow prediction[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2015, 34(11):153-156.
- [17] 于蒙, 邹志云, 朱文超, 等. 基于神经网络逆模型的广义预测控制及应用[J]. 控制工程, 2021, 28(9):1747-1753.
YU Meng, ZOU Zhiyun, ZHU Wenchao, et al. Generalized predictive control based on neural network inverse model and its application [J]. Control engineering, 2021, 28(9):1747-1753.
- [18] 许浩源, 李媛媛. GA-BP神经网络对SAW压力传感器测量数据的拟合[J]. 电子测量与仪器学报, 2021(4):10-18.
XU Haoyuan, LI Yuanyuan. GA-BP neural network fitting of SAW pressure sensor measurement data[J]. Journal of Electronic Measurement and Instruments, 2021(4):10-18.
- [19] 石明, 汪舟, 甘进, 等. 基于GA-BP神经网络的喷丸样品表层硬度预测模型[J]. 表面技术, 2022, 51(1):332-338.
SHI Ming, WANG Zhou, GAN Jin, et al. Microhardness prediction model of peened parts based on GA-BP neural network[J]. Surface Technology, 2022, 51(1):332-338.
- [20] 连华, 刘明浩. 基于多时间尺度卷积神经网络的煤改电用户负荷识别方法研究[J]. 电网与清洁能源, 2023, 39(7):35-43.
LIAN Hua, LIU Minghao. A model of load identification for coal-to-power customers based on multi-time scale convolutional neural networks[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(7):35-43.
- [21] 周文潮, 柴淑颖. 基于Python技术GA-BP神经网络的变压器故障诊断研究[J]. 变压器, 2022, 59(6):61-64.
ZHOU Wenchao, CHAI Shuying. Research on transformer fault diagnosis based on python technology GA-BP neural network[J]. Transformer, 2022, 59(6):61-64.
- [22] 朱显辉, 于越, 师楠, 等. BP神经网络的分层优化研究及其在风电功率预测中的应用[J]. 高压电器, 2022, 58(2):158-163.
ZHU Xianhui, YU Yue, SHI Nan, et al. Research on hierarchical optimization of BP neural network and its application in wind power prediction[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(2):158-163.
- [23] 李辉, 黄祖源, 田园, 等. 基于深度神经网络的变压器故障诊断方法研究[J]. 变压器, 2022, 59(4):35-40.
LI Hui, HUANG Zuyuan, TIAN Yuan, et al. Research on transformer fault diagnosis method based on deep neural network[J]. Transformer, 2022, 59(4):35-40.
- [24] 孙中华, 傅正财, 刘亚坤, 等. 基于卷积神经网络的典型雷暴云下地面电场识别研究[J]. 电瓷避雷器, 2022(4):155-161.
SUN Zhonghua, FU Zhengcai, LIU Yakun, et al. Recognition of ground electric field under typical thunderstorm clouds based on convolutional neural network[J]. Insulators and Surge Arresters, 2022(4):155-161.
- [25] 王晨, 蔡成铭, 杜言鹏, 等. 基于深度神经网络的变压器状态评估[J]. 变压器, 2022, 59(12):45-49.
WANG Chen, CAI Chengming, DU Yanpeng, et al. Transformer status evaluation based on deep neural network[J]. Transformer, 2022, 59(12):45-49.
- [26] 李凯, 运凯, 张建业, 等. 基于卷积神经网络和航拍图像的电力线路绝缘子缺陷识别[J]. 电瓷避雷器, 2022(5):133-141.
LI Kai, YUN Kai, ZHANG Jianye, et al. Insulator defect recognition of power line based on convolution neural network and aerial images[J]. Insulators and Surge Arresters, 2022(5):133-141.
- [27] 孙子涵, 姜志海, 刘延龙, 等. 基于小波变换和优化的Elman神经网络的光伏功率预测[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(6):98-103.
SUN Zihan, JIANG Zhihai, LIU Yanlong, et al. Photovoltaic power prediction based on wavelet transform and optimized Elman neural network[J]. Power System and Clean Energy, 2022, 38(6):98-103.

作者简介:

沈建强(1997—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电能质量分析、电力谐波治理、电机与电器。E-mail:shenjianqiang0314@163.com。

邢砾云(1981—), 女, 教授, 通信作者, 研究方向为电力谐波检与多信息融合处理。

李冉(1997—), 女, 硕士研究生, 研究方向为逆变器故障识别、电力电子及电力传动。

王策(2000—), 男, 硕士研究生, 研究方向为数字孪生、电网的故障诊断、电力系统及其自动化。