

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2022.02.005

基于神经网络的 LCL 型并网逆变器控制策略

屈浩轩, 陈刚, 董和夫, 李江坪, 乔超杰, 虞佳兴

(湖南工业大学 电气与信息工程学院, 湖南 株洲 412007)

摘要: 针对光伏并网逆变器系统动态响应缓慢、传统 PID 控制并网电流跟踪效果差的问题, 提出 BP 神经网络结合 PID 的控制方法。取单相 LCL 型并网逆变器为研究对象, 分析单相 LCL 型并网逆变器电路结构以及 BP 神经网络模型, 通过采用具有动量更新的反向传播 BP 学习算法加快误差性能函数收敛, 实时快速地输出合适的 PID 参数, 以提高系统响应速度。最后构建 Matlab 模型进行仿真, 仿真结果表明, 相较于传统 PID 控制器, BP 结合 PID 的控制策略能更好地完成对并网电流跟踪, 且速度更快、稳态误差更小, 验证了该方法的有效性。

关键词: 单相 LCL 型光伏并网逆变器; 并网电流; PID 控制; BP 神经网络

中图分类号: TP272

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2022)02-0034-07

引文格式: 屈浩轩, 陈刚, 董和夫, 等. 基于神经网络的 LCL 型并网逆变器控制策略 [J]. 湖南工业大学学报, 2022, 36(2): 34-40.

Research on Control Strategy of LCL-Typed Grid Connected Inverter Based on Neural Network

QU Haoxuan, CHEN Gang, DONG Hefu, LI Jiangping, QIAO Chaojie, YU Jiaying

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China)

Abstract: In view of the flaws of slow dynamic response of photovoltaic grid-connected inverter system and poor grid-connected current tracking effect of traditional PID control, a control method of BP neural network combined with PID has thus been proposed. With single-phase LCL grid-connected inverter being the research object, an analysis has been made of the circuit structure and BP neural network model of single-phase LCL grid-connected inverter. By adopting the back-propagation BP learning algorithm with a momentum update, the convergence of error performance function is accelerated, followed by a real-time quick output of appropriate PID parameters, thus improving the response speed of the system. Finally, the Matlab model is constructed for simulation. The simulation results show that compared with the traditional PID controller, the control strategy of BP combined with PID is characterized with a better performance in completing the grid-connected current tracking, with a faster speed as well as a smaller steady-state error, thus verifying the effectiveness of the method.

Keywords: single-phase LCL type grid-connected photovoltaic inverter; grid-connected current; PID control; BP neural network

收稿日期: 2021-05-07

基金项目: 国家自然科学基金资助面上项目 (62173136)

作者简介: 屈浩轩 (1997-), 男, 湖南永州人, 湖南工业大学硕士生, 主要研究方向为新能源发电系统电能质量问题, E-mail: 956165606@qq.com

通信作者: 陈刚 (1977-), 男, 湖南新化人, 湖南工业大学副教授, 博士, 硕士生导师, 主要研究方向为时滞系统鲁棒控制, 网络控制系统, 机器人技术, E-mail: 79142941@qq.com

0 引言

为解决能源危机和生态环境问题, 人们将目光转移到开发新型清洁能源上, 光伏发电应运而生^[1]。光伏发电是利用半导体材料的光生伏特效应进行能量转换, 逆变器是整个系统的重要组成部分^[2]。由于受到光照强度和环境温度等不稳定因素的影响, 以及电力电子装置的广泛应用, 电网将会被注入大量谐波, 造成电网波动, 降低电能质量^[3]。因此, 要改进并网逆变器的滤波效果, 提升并网电流的跟踪性能^[4]。

改进并网逆变器的滤波效果主要采用电容电流反馈有源阻尼法, 其优点为阻尼效果好、简单易行、实用性强等^[5]。对于 LCL 型并网逆变器的电流内环控制方式有 PI (proportional integral) 控制、PID (proportional-integral-derivative) 控制和神经网络控制等。其中 PI 控制结构简单、稳定性好, 但需要建立精确的系统模型^[6]。PID 控制鲁棒性和适应性较强, 但传统的 PID 控制对非线性系统难以达到理想的控制效果, 有着明显的局限性^[7]。其参数是通过人们的工作经验设定, 通常是固定不变的, 在光伏发电系统的工作环境改变时, 由于控制器无法及时调整出合适的控制参数, 造成并网电流跟踪精度降低。神经计算是一种参照生物神经系统信息处理的数学模型, 具有自适应学习能力、容错性高和抗干扰能力强等优点。BP 神经网络使用多层网络学习算法, 具有逼近任意非线性函数的能力, 因此被广泛应用于控制领域^[8]。

基于上述分析, 利用电容电流反馈有源阻尼方法和 BP (back propagation) 神经网络控制技术的优点, 提出了 BP 神经网络结合 PID 控制的策略, 并运用到单相 LCL 型并网逆变器的并网电流控制之中。为验证理论正确性进行了实验仿真, 结果表明该策略能够实时调整 PID 参数, 实现对并网电流跟踪。

1 LCL 型并网逆变器介绍

单相 LCL 型并网逆变器主电路如图 1 所示。

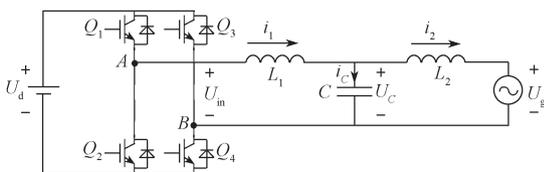


图 1 单相 LCL 型全桥并网逆变器主电路
Fig. 1 Main circuit of single-phase LCL full-bridge grid-connected inverter

图 1 中, U_d 为光伏直流电压, 逆变桥的两个桥臂分别由 MOS 管 Q_1 和 Q_2 、 Q_3 和 Q_4 构成, 其中 Q_1 和 Q_2 互补工作, Q_3 和 Q_4 互补工作, 4 个 MOS 管

的通断采用双极性 SPWM (sinusoidal pulse width modulation) 进行控制。 U_m 为逆变桥电路输出电压, 单相 LCL 滤波器由电感 L_1 、 L_2 和电容 C 构成, 其中电容 C 为高频谐波电流提供了通路。 i_1 为逆变桥电路输出电流, i_2 为并网侧电流, U_c 为滤波电容两端电压, U_g 为并网侧两端电压。

根据图 1 可列出如式 (1) 所示方程组:

$$\begin{cases} i_1(t) = i_c(t) + i_2(t), \\ i_1(t) = \frac{u_m(t) - u_c(t)}{j\omega L_1}, \\ i_c(t) = j\omega C u_c(t), \\ i_2(t) = \frac{u_c(t) - u_g(t)}{j\omega L_2}. \end{cases} \quad (1)$$

式中: j 为虚数单位; $u_m(t)$ 为时域上的逆变桥电路输出电压; $u_c(t)$ 为时域上的电容电压; $u_g(t)$ 为时域上的并网电压; ω 为电网角频率。

对式 (1) 进行拉普拉斯变换, 可得

$$\begin{cases} I_1(s) = I_c(s) + I_2(s), \\ I_1(s) = \frac{U_m(s) - U_c(s)}{sL_1}, \\ I_c(s) = sCU_c(s), \\ I_2(s) = \frac{U_c(s) - U_g(s)}{sL_2}. \end{cases} \quad (2)$$

单相 LCL 型并网逆变器结构框图如图 2 所示。

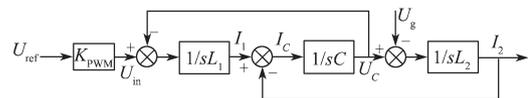


图 2 单相 LCL 型并网逆变器的结构框图
Fig. 2 Structure block diagram of single-phase LCL typed grid-connected inverter

图 2 中 $K_{PWM} = V_m/V_{tri}$, V_m 为调制波的幅值, V_{tri} 为三角载波的幅值。单相 LCL 型并网逆变器控制结构图如图 3 所示。

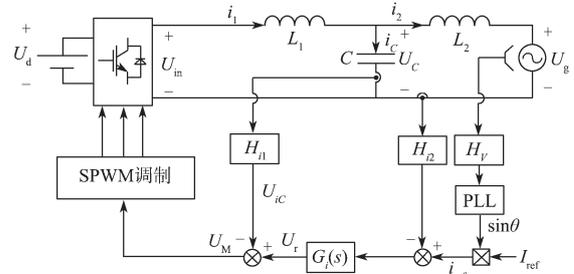


图 3 单相 LCL 型并网逆变器控制结构图
Fig. 3 Control structure diagram of single-phase LCL typed grid-connected inverter

由于 LCL 滤波器存在谐振尖峰, 会造成电力系统不稳定, 需要在谐振频率处进行阻尼^[9]。电容电流

反馈有源阻尼法实现简单、阻尼效果好，因此采用电容电流比例反馈的控制方式。

图中 H_{i1} 为滤波电容电流 i_c 的反馈系数，用于实现 LCL 滤波器谐振尖峰的电容电流反馈有源阻尼， H_{i2} 为并网侧电流 i_2 的采样系数， H_V 为并网侧两端电压 U_g 的采样系数。通过 PLL 锁相环获得采样电压 U_g 的相位，并将相位赋予给定值 I_{ref} 得到指令电流 i_{ref} ， i_{ref} 与并网侧电流的采样信号 i_2 进行比较，得到误差信号送入电流调节器 $G_i(s)$ 输出 U_r 。 U_r 减去电容电流 i_c 的反馈信号 U_{ic} 输出调制波 U_m ，最后由 SPWM 调制控制逆变电路的开关管通断，完成并网电流闭环控制。经上述分析可绘制出含电容电流反馈有源阻尼的单相 LCL 型并网逆变器结构框图，如图 4 所示。

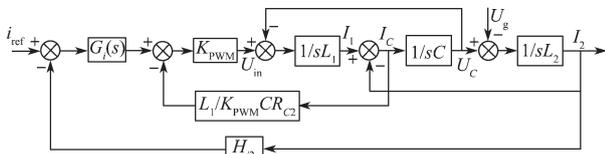


图 4 含电容电流反馈有源阻尼的单相 LCL 型并网逆变器结构框图

Fig. 4 Block diagram of single-phase LCL typed grid-connected inverter with an active damping of capacitor current feedback

2 BP 神经网络 PID 控制器

2.1 BP 神经网络介绍

BP 神经网络结构分为 3 部分：输入层、隐含层、输出层，层与层之间由权值矩阵连接，隐含层中的大量神经元用于计算处理^[10]。BP 神经网络结构如图 5 所示。

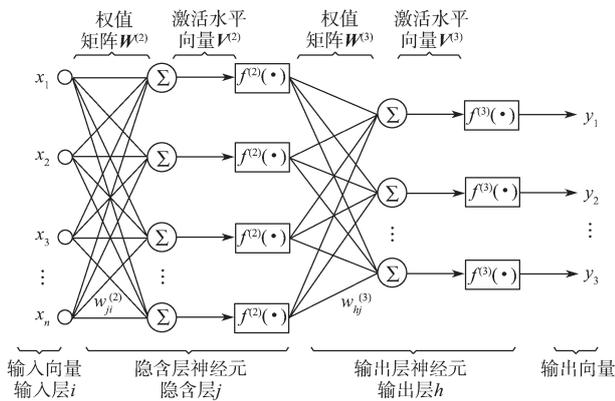


图 5 BP 神经网络结构

Fig. 5 BP neural network structure

2.2 BP 神经网络学习

确定 BP 神经网络结构，设置学习率、隐含层层数、输入和输出向量元素个数、隐含层神经元个数、各层激活函数、层间初始权值矩阵、学习率、遗忘因

子及学习算法。完成结构设计后进入学习阶段。

BP 神经网络学习由两个阶段组成：第一个阶段为 BP 神经网络的前向传播，输入向量通过权值矩阵从输入层传递到隐含层的各个神经元中，神经元经过本层的激活函数计算将结果传递至下一层，下一层再向后一层不断计算和传递，直至输出层得到输出向量。第二个阶段为误差的反向传播，用期望值与输出值定义误差性能函数，从输出层向前一层逐层计算每个权值矩阵对误差性能函数的梯度，运用最速下降法更新各层权值矩阵。BP 神经网络的前向传播和误差反向传播循环往复，最小优化函数收敛时结束。

2.3 基于 BP 神经网络的 PID 控制

2.3.1 BP-PID 控制原理

PID 控制要达到理想的控制效果需要不断地调试 k_p 、 k_i 、 k_d 3 个参数，该组合过程是非线性的，十分繁琐复杂，并且准确性低。而通过 BP 神经网络的自适应学习过程，不断地更新权值矩阵，可以更快更好地逼近非线性函数曲面的最小值，调整出最适合当前系统运行状态的 PID 参数。

控制器由两部分组成：第一部分为 PID 控制器，它的 k_p 、 k_i 、 k_d 参数直接由 BP 神经网络实时调整，并对被控对象进行闭环控制。第二部分为 BP 神经网络，它能够根据误差性能函数，输出最佳的 k_p 、 k_i 、 k_d 。BP 神经网络结合 PID 控制的结构框图见图 6。

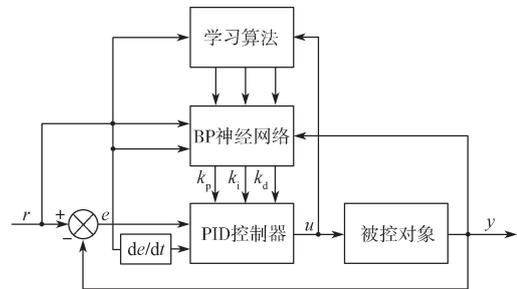


图 6 BP 神经网络结合 PID 控制的结构框图

Fig. 6 Block diagram of BP neural network combined with PID control

经典增量式数字 PID 的控制算式如式 (3) 所示：

$$u(k) = u(k-1) + k_p(e(k) - e(k-1)) + k_i e(k) + k_d(e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)) \quad (3)$$

当 k_p 、 k_i 、 k_d 参数可以在线调整时，可将式 (3) 写为如式 (4) 所示：

$$u(k) = f[u(k-1), e(k), e(k-1), e(k-2), k_p, k_i, k_d] \quad (4)$$

式 (4) 为非线性函数，可以通过 BP 神经网络得到最佳控制规律。

2.3.2 BP-PID 的前向传播

参照图 5, 设置一个 BP 神经网络, 其结构为 3 层, 有 n 个输入元素, s 个隐含层神经元, 3 个输出元素, 其中 $\mathbf{W}^{(2)}$ 为第一层的权值矩阵, $\mathbf{W}^{(3)}$ 为第二层的权值矩阵, $f^{(2)}(\cdot)$ 为隐含层的激活函数, $f^{(3)}(\cdot)$ 为输出层的激活函数。输入向量 \mathbf{I} 的元素对应系统不同时刻的输入量、输出量、偏差量等, 输出向量 \mathbf{Y} 的元素分别对应 PID 控制器的 3 个参数 k_p 、 k_i 、 k_d 。

BP 神经网络的输入层输出如式 (5) 所示:

$$x_{\text{out},i}^{(1)}(k) = x(i). \quad (5)$$

式 (5) 中, $i=1, 2, \dots, n$ 为输入向量 \mathbf{I} 的第 i 个元素。

隐含层激活函数 $f^{(2)}(\cdot)$ 的输入如式 (6) 所示:

$$v_j^{(2)}(k) = \mathbf{W}^{(2)}\mathbf{I} = \sum_{i=1}^n w_{ji}^{(2)} x_{\text{out},i}^{(1)}, \quad (6)$$

式中: $j=1, 2, \dots, s$; $v_j^{(2)}(k)$ 为当前隐含层第 j 个神经元的输入, $w_{ji}^{(2)}$ 为输入层第 i 个元素到隐含层第 j 个神经元之间的权值矩阵。

隐含层的输出如式 (7) 所示:

$$x_{\text{out},j}^{(2)}(k) = f^{(2)}\left(v_j^{(2)}(k)\right). \quad (7)$$

选取具有正负对称性的双曲正切 S 形 \tanh 函数作为隐含层激活函数, 如式 (8) 所示:

$$f^{(2)}(\cdot) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}, \quad (8)$$

BP 神经网络激活函数 $f^{(2)}(\cdot)$ 的输入如式 (9) 所示:

$$v_h^{(3)}(k) = \sum_{j=1}^s w_{hj}^{(3)} x_{\text{out},j}^{(2)}(k), \quad (9)$$

式中: $h=1, 2, 3$; $v_h^{(3)}(k)$ 为当前输出层第 h 个神经元的输入; $w_{hj}^{(3)}$ 为隐含层第 j 个元素到输出层第 h 个神经元之间的权值矩阵。

输出层的输出如式 (10) 所示:

$$x_{\text{out},h}^{(3)}(k) = f^{(3)}\left(v_h^{(3)}(k)\right). \quad (10)$$

由于 k_p 、 k_i 、 k_d 不能为负, 所以输出层神经元激活函数 $f^{(3)}(\cdot)$ 取非负的 Sigmoid 函数, 如式 (11) 所示:

$$f^{(3)}(\cdot) = \frac{e^x}{e^x + e^{-x}}. \quad (11)$$

输出层的输出对应 PID 的 3 个参数, 如式 (12) 所示:

$$\begin{cases} x_{\text{out},1}^{(3)}(k) = k_p, \\ x_{\text{out},2}^{(3)}(k) = k_i, \\ x_{\text{out},3}^{(3)}(k) = k_d. \end{cases} \quad (12)$$

2.3.3 BP-PID 的误差反向传播

设 $d(k)$ 为当前期望响应, $y(k)$ 为当前输出, 则当前误差 $e(k)$ 如式 (13) 所示:

$$e(k) = d(k) - y(k). \quad (13)$$

若输出与期望存在差异, 则定义均方误差函数 $E(k)$, 如式 (14) 所示:

$$E(k) = \frac{1}{2} e(k)^2 = \frac{1}{2} (d(k) - y(k))^2. \quad (14)$$

为了在 $E(k)$ 最小值时得到权值矩阵的最优值, 利用最速下降法搜索误差曲面, 在梯度为 0 时搜索到最优值, 通过沿曲面的负梯度方向改变权值可达误差曲面底部。输出层 $E(k)$ 的梯度如式 (15) 所示:

$$\frac{\partial E(k)}{\partial w_{hj}^{(3)}} = \frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} \cdot \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \cdot \frac{\partial u(k)}{\partial x_{\text{out},h}^{(3)}(k)} \cdot \frac{\partial x_{\text{out},h}^{(3)}(k)}{\partial v_h^{(3)}(k)} \cdot \frac{\partial v_h^{(3)}(k)}{\partial w_{hj}^{(3)}}. \quad (15)$$

式 (15) 中的分离项可根据式 (14) 求值, 如式 (16) 所示:

$$\frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} = -(d(k) - y(k)) = -e(k). \quad (16)$$

式 (15) 中 $\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}$ 项是一个乘积因子, 其正负号

影响着权值变化的方向, 因此可以近似用符号函数取代简化运算^[11], 如式 (17) 所示:

$$\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \approx \text{sgn}\left(\frac{y(k) - y(k-1)}{u(k) - u(k-1)}\right). \quad (17)$$

由式 (3) 和式 (12) 可得式 (18):

$$u(k) = u(k-1) + x_{\text{out},1}^{(3)}(k) \cdot (e(k) - e(k-1)) + x_{\text{out},2}^{(3)}(k) e(k) + x_{\text{out},3}^{(3)}(k) \cdot (e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)). \quad (18)$$

式 (15) 中 $\frac{\partial u(k)}{\partial x_{\text{out},h}^{(3)}(k)}$ 项可由式 (18) 得出, 如式 (19) 所示:

$$\begin{cases} \frac{\partial u(k)}{\partial x_{\text{out},1}^{(3)}(k)} = e(k) - e(k-1), \\ \frac{\partial u(k)}{\partial x_{\text{out},2}^{(3)}(k)} = e(k), \\ \frac{\partial u(k)}{\partial x_{\text{out},3}^{(3)}(k)} = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2). \end{cases} \quad (19)$$

式 (15) 中 $\frac{\partial x_{\text{out},h}^{(3)}(k)}{\partial v_h^{(3)}(k)}$ 项可由式 (10) 求得

为 $f^{(3)}(v_h^{(3)}(k))$, $\frac{\partial v_h^{(3)}(k)}{\partial w_{hj}^{(3)}}$ 项可由式(9)求得为

$x_{out,j}^{(2)}(k)$, 则可以根据上述公式求得误差函数梯度, 如式(20)所示:

$$\frac{\partial E(k)}{\partial w_{hj}^{(3)}} = -e(k) \cdot \text{sgn}\left(\frac{y(k)-y(k-1)}{u(k)-u(k-1)}\right) \cdot \frac{\partial u(k)}{\partial x_{out,h}^{(3)}(k)} \cdot f^{(3)}(v_h^{(3)}(k)) \cdot x_{out,j}^{(2)}(k) = -\delta_h^{(3)} \cdot x_{out,j}^{(2)}(k) \quad (20)$$

式中:

$$\delta_h^{(3)} = e(k) \cdot \text{sgn}\left(\frac{y(k)-y(k-1)}{u(k)-u(k-1)}\right) \cdot \frac{\partial u(k)}{\partial x_{out,h}^{(3)}(k)} \cdot f^{(3)}(v_h^{(3)}(k)),$$

为局部误差。

运用具有动量更新的反向传播学习算法, 可得输出层权值更新规则如式(21)所示:

$$\Delta w_{hj}^{(3)}(k+1) = -\mu \frac{\partial E(k)}{\partial w_{hj}^{(3)}} + \alpha \Delta w_{hj}^{(3)}(k) = \mu \delta_h^{(3)} x_{out,j}^{(2)}(k) + \alpha \Delta w_{hj}^{(3)}(k) \quad (21)$$

式中: μ 为学习率; α 为遗忘因子。

隐含层权值的更新规则可由同样的方法导出, 如式(22)所示:

$$\Delta w_{ji}^{(2)}(k+1) = -\mu \frac{\partial E(k)}{\partial w_{ji}^{(2)}} + \alpha \Delta w_{ji}^{(2)}(k) = \mu \delta_j^{(2)} x_{out,i}^{(1)}(k) + \alpha \Delta w_{ji}^{(2)}(k) \quad (22)$$

式中, $\delta_j^{(2)} = f^{(2)}(v_j^{(2)}(k)) \sum_{h=1}^3 \delta_h^{(3)} w_{hj}^{(3)}(k)$ 为局部误差。

式(21)和式(22)中的 $\alpha \Delta w_{hj}^{(3)}(k)$ 和 $\alpha \Delta w_{ji}^{(2)}(k)$ 项为动量项, 动量项作用体现在权值更新中, 它加快了 BP 神经网络的误差反向传播收敛。若当前权值更新与上次权值更新朝着同一方向, 则加强朝此方向变化的趋势; 若当前权值更新与上次权值更新方向不一致, 则削弱朝此方向变化的趋势, 因此学习效率显著提高。由于遗忘因子 α 总是比单位值小, 则有效学习率提高为如式(23)所示:

$$\mu_{\text{eff}} = \frac{\mu}{1-\alpha} \quad (23)$$

式中: $\mu > 0$; $0 < \alpha < 1$ 。

2.3.4 BP-PID 的算法流程

BP 神经网络结合 PID 控制的算法步骤如下:

1) 确定 BP 神经网络隐含层层数, 设置 BP 神经网络的输入向量元素个数 n 、隐含层神经元个数 s 、各层权值矩阵初值 $w_{ji}^{(2)}(0)$ 和 $w_{hj}^{(3)}(0)$ 、学习率 μ 、

遗忘因子 α ;

2) 根据 BP 神经网络的前向传播算法计算各层神经元的输入和输出, 输出层输出 k_p 、 k_i 、 k_d 参数;

3) 根据输出的 k_p 、 k_i 、 k_d 参数计算 PID 控制器的输出 $u(k)$;

4) 根据采样的 $d(k)$ 和 $y(k)$ 计算当前误差 $e(k)=d(k)-y(k)$, 并定义误差性能函数 $E(k)$;

5) 根据 BP 神经网络的误差反向传播算法, 实时更新权值矩阵 $w_{ji}^{(2)}(k)$ 和 $w_{hj}^{(3)}(k)$;

6) 设置 $k=k+1$, 回到第二步。

3 仿真测试

为了验证 BP 神经网络结合 PID 控制策略的可行性和有效性, 以单相 LCL 型并网逆变器为实验对象, 利用 Matlab 软件进行仿真研究。主电路仿真图如图 7 所示。

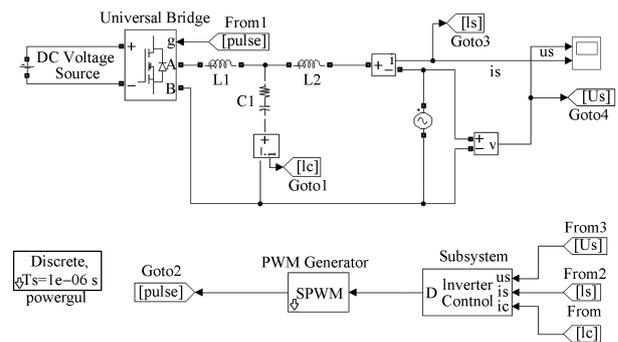


图 7 单相 LCL 型并网逆变器主电路仿真图

Fig. 7 Main circuit simulation diagram of single-phase LCL grid-connected inverters

图 7 中主要器件参数如下: 电感 $L_1=3.3 \times 10^{-3}$ H, 电感 $L_2=2 \times 10^{-3}$ H, 电容 $C_1=5 \times 10^{-6}$ F, 开关频率 $f=2 \times 10^4$ Hz。Control 模块内部结构如图 8 所示。

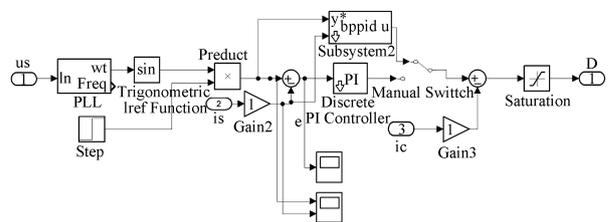


图 8 逆变器主电路的 Inverter Control 模块内部结构

Fig. 8 Internal structure of Inverter Control module of the main circuit of inverters

图中 Switch 开关用于选择使用 BP 神经网络结合 PID 控制策略或者使用传统 PID 控制。bpid 模块内部结构如图 9 所示。

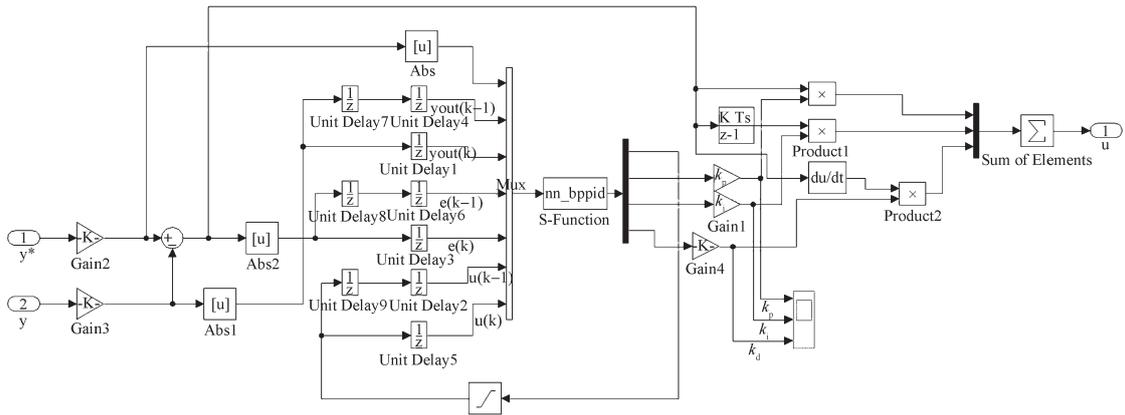


图 9 逆变器主电路的 bpid 模块内部结构

Fig. 9 Internal structure of bpid module of the main circuit of inverters

图中 nn_bppid 模块是由 .m 文件编写的 S 函数, 运行 BP 结合 PID 控制程序, 程序中设置学习率 $\mu=0.2$, 遗忘因子 $\alpha=0.05$ 。搭建好整体结构模型, 将图 8 中 Switch 开关向上拨动并运行仿真, 基于 BP 结合 PID 控制下的并网电流和电压波形如图 10 所示。

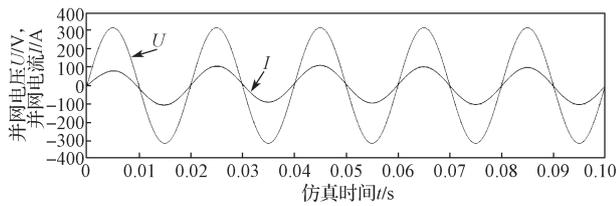


图 10 基于 BP 结合 PID 控制下的并网电流和电压波形
Fig. 10 Grid-connected current and voltage waveform based on BP combined with PID control

将 Switch 开关向下拨动并运行仿真, 传统 PID 控制下的并网电流和电压波形如图 11 所示。

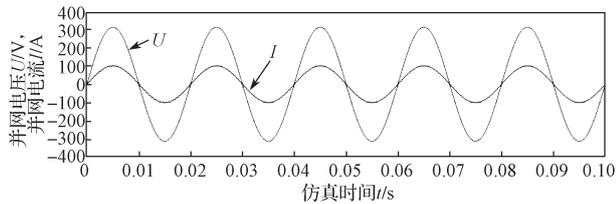


图 11 传统 PID 控制下的并网电流和电压波形
Fig. 11 Grid-connected current and voltage waveforms under traditional PID control

通过图 10 与图 11 对比, 可发现基于 BP 结合 PID 控制下的并网电流波形明显比传统 PID 控制下的并网电流波形的畸变率低, 曲线更加平滑。并且在 BP 结合 PID 控制下的并网电流始终与并网电压保持同频率同相位。基于 BP 结合 PID 控制的 nn_bppid 模块输出的 3 个参数 k_p 、 k_i 、 k_d 变化情况如图 12 所示。

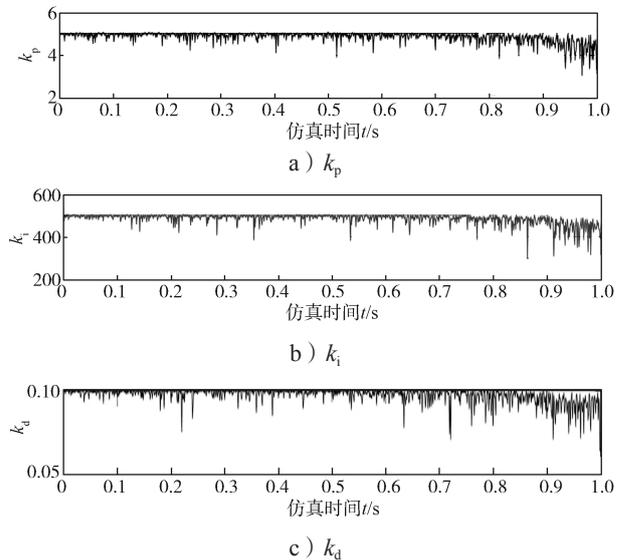


图 12 BP 结合 PID 控制的可调参数 k_p 、 k_i 、 k_d 变化情况
Fig. 12 Changes of adjustable parameters k_p 、 k_i 、 k_d of BP combined with PID control

由图 12 可以看出, 在运行初期 1×10^{-3} s 内, 随着时间推移, k_p 、 k_i 、 k_d 3 个参数通过误差反向传播不断地调整, 以寻找 PID 控制的最优效果。从图 8 的误差示波器中可以得到传统 PID 控制下电流跟踪误差, 如图 13 所示。

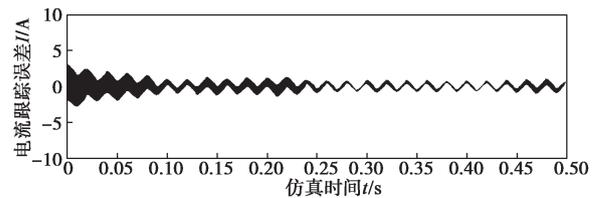


图 13 传统 PID 控制下电流跟踪误差
Fig. 13 Current tracking error under traditional PID control

BP 结合 PID 控制下电流跟踪误差如图 14 所示。

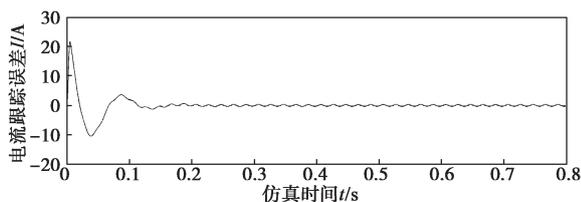


图 14 BP 结合 PID 控制下电流跟踪误差

Fig. 14 Current tracking error under BP combined with PID control

对比图 13 与图 14, 可发现在传统 PID 控制下, 并网电流误差在 0.25 s 内趋于稳定, 稳态误差在 ± 1.0 A 内, 并且稳定性较差; 而在 BP 结合 PID 控制下, 并网电流误差在 0.18 s 内趋于稳定, 稳态误差在 ± 0.5 A 以内, 并且波动幅值较小。上述结果表明: 在 BP 神经网络结合 PID 控制下的并网电流跟踪速度快、跟踪误差小, 可实现并网电流跟踪。

4 结语

以单相 LCL 型逆变器为研究对象, 利用 BP 神经网络的自适应学习能力调整 PID 控制器的 k_p 、 k_i 、 k_d 3 个参数, 提出 BP 结合 PID 控制的策略, 构建 BP 结合 PID 控制的系统模型。通过仿真表明: 在此控制方法下的并网电流跟踪速度快、跟踪误差小, 实现并网电流跟踪。证明了该控制策略的可行性。

参考文献:

- [1] 方刚剑. 太阳能光伏发电技术及其应用探讨[J]. 智慧城市, 2019, 5(11): 81-82.
FANG Gangjian. Discussion on Solar Photovoltaic Power Generation Technology and Its Application[J]. Intelligent City, 2019, 5(11): 81-82.
- [2] 李圣清, 陈文, 罗朝旭, 等. LCL 型光伏逆变器复合优化控制策略[J]. 湖南工业大学学报, 2020, 34(1): 51-57.
LI Shengqing, CHEN Wen, LUO Zhaoxu, et al. Optimization Strategy of Compound Control Based on LCL Photovoltaic Inverters[J]. Journal of Hunan University of Technology, 2020, 34(1): 51-57.
- [3] 廖志凌, 张豪, 陈兆岭. 共地型五电平单相非隔离光伏并网逆变器[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(14): 4984-4993.
LIAO Zhiling, ZHANG Hao, CHEN Zhaoling. Common-Ground-Type Five-Level Single-Phase Transformerless PV Grid-Connected Inverters[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(14): 4984-4993.
- [4] 李圣清, 张威威. 电容电流反馈的 LCL 滤波器网压前馈控制研究[J]. 电力电子技术, 2019, 53(2): 51-53, 69.
LI Shengqing, ZHANG Weiwei. Research on Grid

Voltage Feedforward Control of LCL Filter with Capacitor Current Feedback[J]. Power Electronics, 2019, 53(2): 51-53, 69.

- [5] 许晋飞, 刘德君, 薛若楠. 基于自抗扰控制的单相光伏并网逆变器控制器设计[J]. 北华大学学报(自然科学版), 2021, 22(2): 267-274.
XU Jinfei, LIU Dejun, XUE Ruonan. Controller Design of Single Phase PV Grid-Connected Inverter Based on Active Disturbance Rejection Control[J]. Journal of Beihua University (Natural Science), 2021, 22(2): 267-274.
- [6] 宋新甫, 于国康, 孟高军, 等. 基于改进重复控制和模糊 PI 自整定的并网逆变器设计[J]. 可再生能源, 2020, 38(2): 245-251.
SONG Xinfu, YU Guokang, MENG Gaojun, et al. Design of Grid-Connected Inverter Based on Improved Repetitive Control and Fuzzy PI Self-Tuning[J]. Renewable Energy Resources, 2020, 38(2): 245-251.
- [7] 吕晓丹, 吴次南. 改进型模糊神经网络 PID 控制器的设计与仿真[J]. 数据采集与处理, 2021, 36(2): 365-373.
LÜ Xiaodan, WU Cinan. Design and Simulation of Improved Fuzzy Neural Network PID Controller[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2021, 36(2): 365-373.
- [8] 王芳芳. 基于 BP 神经网络算法机理及应用探究[J]. 科技创新导报, 2020, 17(13): 150-151.
WANG Fangfang. Research on the Mechanism and Application of BP Neural Network Algorithm[J]. Science and Technology Innovation Herald, 2020, 17(13): 150-151.
- [9] 王渝红, 叶葳, 宋瑞华, 等. 基于阻抗分析法的三相 LCL 型并网逆变器附加有源阻尼设计[J]. 高电压技术, 2021, 47(8): 2645-2656.
WANG Yuhong, YE Wei, SONG Ruihua, et al. Design of Additional Active Damping for Three-Phase LCL Grid Connected Inverter Based on Impedance Analysis Method[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(8): 2645-2656.
- [10] 韩普, 周汉辰, 周北望. BP 神经网络原理研究与实现[J]. 广播电视信息, 2018(10): 121-125.
HAN Pu, ZHOU Hanchen, ZHOU Beiwang. The Research and Implementation of the Principle of BP Neural Network[J]. Radio & Television Information, 2018(10): 121-125.
- [11] 真可知, 齐正. 基于改进 PID 控制算法的加热炉炉温控制系统设计与实现[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(7): 62-67.
ZHEN Kezhi, QI Zheng. Design and Implementation of Heating Furnace Temperature Control System Based on Improved PID Control Algorithm[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39(7): 62-67.