

基于BP神经网络的光伏并网逆变器 控制方法研究

范其丽¹,王璞²,冯越²

(1. 郑州职业技术学院 电气电子工程系,河南 郑州 450121;

2. 国网驻马店供电公司,河南 驻马店 463000)

摘要:以光伏并网逆变器为研究对象,为解决非线性可变负载并网时动态响应慢、电压波动大等问题,基于BP神经网络提出了一种逆变器控制方法。详细论述了光伏并网逆变器主电路结构以及数学模型。针对并网电流内环控制,设计了一种BP神经网络的控制器。在保证输出误差最小的前提下,采用梯度下降法寻找PID参数最优值,实现PID参数的实时调整。通过调整网络权值和学习率消除负载变化造成的不利影响,加快系统响应。仿真结果表明:在BP-PID控制策略下,并网电流跟踪速度更快、效果更好,可基本确保电流误差稳定在零附近,较好地完成了并网电流跟踪,验证了该控制策略的可靠性。

关键词:逆变器;光伏并网;神经网络;PID控制

中图分类号:TM743 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqed19429

Research on the Control Method of Photovoltaic Grid-connected Inverter Based on BP Neural Network

FAN Qili¹, WANG Pu², FENG Yue²

(1. Department of Electrical and Electronic Engineering, Zhengzhou Technical College, Zhengzhou 450121,

Henan, China; 2. State Grid Zhumadian Power Supply Company,

Zhumadian 463000, Henan, China)

Abstract: Taking photovoltaic grid-connected inverter as the research object, in order to solve the problems of slow dynamic response and large voltage fluctuation, an inverter control method based on BP neural network was proposed. The main circuit structure and mathematic model of photovoltaic grid-connected inverter were discussed in detail. A BP neural network controller was designed for the control of the inner loop of grid-connected current. On the premise of ensuring the minimum output error, the gradient descent method was adopted to find the optimal value of PID parameters and the real-time adjustment of PID parameters was also realized. By adjusting the network weight and learning rate to eliminate the negative impact of load change and speed up the system response. The simulation results show that under the BP-PID control strategy, the grid-connected current tracking speed is faster and the effect is better, which can basically ensure that the current error is stable near zero and the grid-connected current tracking is completed well, which verifies the reliability of the control strategy.

Key words: inverter; photovoltaic grid-connected; neural network; PID control

所谓光伏发电是指利用光生伏打效应将太阳能直接转换成电能,该发电方式具有寿命长、安全、环保等优点^[1-3]。从绿色、可持续、可再生的角度考虑,光伏发电具有非常好的发展前景,已成为一种重要的替代能源。对于光伏发电并网系统,逆变器直接影响整个系统的抗干扰能力、动态性能和输出波形,而且关系到并网电流和电

压的同步^[4]。因此,如何实现逆变器的高效控制,对提高系统的发电质量和效率、降低用电成本具有一定的理论和实际意义。

逆变器的控制方法比较多,但是仍以PID控制技术为主^[5-6]。传统PID控制器参数往往固定不变,如果环境温度或光照强度发生变化,那么光伏发电系统的工作条件也会随之发生变化。

此时如果PID控制参数始终不变,势必造成逆变器跟踪精度降低,无法准确捕获电网电压,难以做到平滑并网^[7]。常用逆变器控制方法包括电压瞬时值反馈控制、双闭环控制、无差拍控制、PI控制、重复控制、智能控制等^[8-11]。电压瞬时值反馈控制能够通过对比输出波形和理想波形实现反馈控制,但是稳定性较差;PI控制则需要建立精确的系统模型,当负载变化或模型不准确时,将会对参数整定带来麻烦,适应性差^[12];双闭环控制动态、静态特性较好,但负载变化时系统容易出现波动^[13];智能控制主要包括模糊控制和神经网络控制等,不依赖被控对象的精确模型,而且抗干扰性能较好^[14-15]。

本文以神经网络控制技术为基础,结合PID控制,在分析光伏发电特点的前提下,设计了一种神经网络PID控制器,将其应用到并网电流的控制中。通过仿真验证所述控制方法能够实时改变PID控制参数,提高光伏发电并网动态性能,能够实现平滑并网。

1 逆变器结构和数学模型

本文以两级式并网逆变器为研究对象,前级为Boost电路,后级为逆变和滤波电路。其中,前级电路用于获取光伏阵列工作点,即系统功率点;后级电路用于电网跟踪,将直流电转换为与电网电压同频、同相的交流电。后级滤波和逆变电路是关键,直接影响并网系统输入到电网的电能质量。逆变器的主电路结构如图1所示。

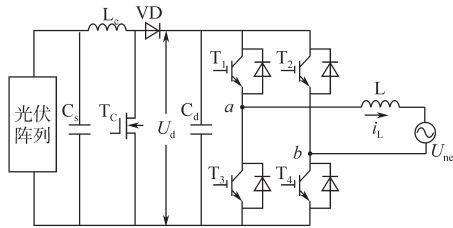


图1 逆变器主电路结构

Fig.1 Main circuit structure of inverter

光伏发电系统通常采用双闭环控制,包括并网电流内环和直流电压外环,前者负责逆变控制,后者负责直流侧电压稳定控制。本系统控制策略如下:常规PID算法实现电压环控制,基于BP神经网络PID算法实现电流环控制。选取图1中流经滤波电感L的电流 i_L 作为状态变量,那么有:

$$U_{ab} = U_{net} + L \frac{di_L}{dt} + i_L R_L \quad (1)$$

式中: U_{ab} 为逆变器输出电压; R_L 为等效电阻。

对式(1)进行拉普拉斯变换,可以得到 $I_L(s)$ 为

$$I_L(s) = \frac{1}{Ls + R_L} [U_{ab}(s) - U_{net}(s)] \quad (2)$$

如果不考虑功率器件的开关延时以及死区时间非线性特点的影响,采用SPWM进行控制,那么桥式逆变模块就具有纯滞后性,可将其看作一个小惯性环节,对应传递函数为

$$I_L(s) = \frac{K_a}{T_p s + 1} \quad (3)$$

式中: K_a 为逆变器增益; T_p 为开关周期。

根据式(2)和式(3)可以得到并网电流闭环控制结构,如图2所示。其中, a 为反馈系数。由图2可得被控对象的传递函数为

$$\frac{I_L(s)}{U(s)} = \frac{a K_a}{T_p s + 1} \cdot \frac{1}{Ls + R_L} \quad (4)$$

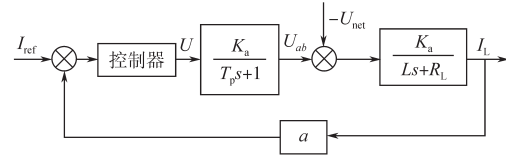


图2 并网电流闭环控制结构图

Fig.2 Grid current closed-loop control structure diagram

2 神经网络PID控制器

神经网络学习算法本质上就是求解被控对象误差函数最小值问题,可选用“最速下降法”,沿误差函数的负梯度方向实现权系数修正。对于常用神经网络模型,输入层节点数为 j ,隐含层节点数目为 i ,输出层节点数目为 k ;输入层和隐含层之间的权值可用 ω_{ij} 表示,隐含层和输出层之间的权值可用 ω_{ki} 表示。

定义隐含层第 i 个节点的输入为 $net_i^{(2)}$;输出为 $o_i^{(2)}$,二者可用以下表达式描述:

$$net_i^{(2)} = \sum_{j=1}^M \omega_{ij} x_j \quad (5)$$

$$o_i^{(2)} = \phi(net_i^{(2)}) = \phi(\sum_{j=1}^M \omega_{ij} x_j) \quad (6)$$

定义输出层第 k 个节点的输入为 $net_k^{(3)}$;输出为 $o_k^{(3)}$,二者可用如下表达式描述:

$$net_k^{(3)} = \sum_{i=1}^M w_{ki} o_i^{(2)} \quad (7)$$

$$o_k^{(3)} = \Psi(net_k^{(3)}) = \Psi(\sum_{i=1}^M w_{ki} o_i^{(2)}) \quad (8)$$

特别地, $o_1^{(3)}$, $o_2^{(3)}$, $o_3^{(3)}$ 分别对应 K_p , K_I , K_D 。

选取具有正负对称性的tanh函数作为隐含层激活函数。鉴于 K_p , K_I , K_D 都是正数,那么

输出层激活函数可选用单极性 Sigmoid 函数,则存在:

$$\begin{cases} \varphi(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \\ \Psi(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \end{cases} \quad (9)$$

基于 BP 神经网络的 PID 控制器主要包括 2 部分:1)传统 PID 控制器,主要负责实现被控对象的闭环控制,并且实时调整 3 个参数 K_p , K_i , K_d ; 2)神经网络控制器,根据系统当前运行状态,通过自学习、加权系数调整在线优化 PID 控制过程关键参数 K_p , K_i , K_d ,进而实现控制器性能指标最优化。

定义 PID 控制器的输入量为 $e(k)$,输出量为 $u(k)$,那么则有:

$$\begin{cases} e(k) = r(k) - y(k) \\ u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \end{cases} \quad (10)$$

其中

$$\Delta u(k) = K_p \Delta e(k) + K_i e(k) + K_d \{\Delta[e(k) - \Delta e(k-1)]\}$$

如果输出电压波形与期望波形存在差异时,可定义网络输出误差为

$$E(k) = \frac{1}{2} [r(k) - y(k)]^2 \quad (11)$$

网络输入误差是一种与各层权值 ω_{ki} 和 ω_{ij} 相关的函数,调整权值就能够改变误差 E 。原则上,权值调整的目的是应使输出误差不断减小。文中采用梯度下降法调整权值,即权值变化量和误差梯度下降成正比,可表示为

$$\Delta \omega_{ki}(k) = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial \omega_{ki}(k)} + \alpha \omega_{ki}(k-1) \quad (12)$$

分别对式(6)、式(7)和式(11)求偏导,并代入式(12),则有:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(k)}{\partial \omega_{ki}(k)} &= \frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} \cdot \frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)} \cdot \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial o_k^{(3)}(k)} \cdot \frac{\partial o_k^{(3)}(k)}{\partial net_i^{(3)}(k)} \cdot \frac{\partial net_i^{(3)}(k)}{\partial \omega_{ki}(k)} \\ &= -e(k) \cdot \operatorname{sgn} \left[\frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)} \right] \cdot \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial o_k^{(3)}(k)} \cdot \Psi'[net_i^{(3)}(k)] \cdot o_i^{(2)}(k) \end{aligned} \quad (13)$$

其中

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial o_1^{(3)}(k)} &= e(k) - e(k-1) \\ \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial o_2^{(3)}(k)} &= e(k) \\ \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial o_3^{(3)}(k)} &= \Delta e(k) - \Delta e(k-1) \\ \Psi'(x) &= \Psi(x)[1 - \Psi(x)] \end{aligned}$$

由于 $\frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)}$ 无法确定,通常利用符号函数代替,所造成误差则由学习率弥补,结合式(13)和式(12)可求出输出层权值修正量:

$$\Delta w_{ij}(k) = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_{ij}(k)} + \alpha w_{ij}(k-1) \quad (14)$$

其中

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(k)}{\partial w_{ij}(k)} &= \frac{\partial E(k)}{\partial o_i^{(2)}(k)} \cdot \frac{\partial o_i^{(2)}(k)}{\partial net_i^{(2)}(k)} \cdot \frac{\partial net_i^{(2)}(k)}{\partial w_{ij}(k)} \\ &= -\left[\sum_{k=1}^2 \Psi'[net_k^{(3)}(k)] \cdot o_i^{(2)}(k) \right] \cdot \varphi'[net_i^{(2)}(k)] \cdot x_j \\ \varphi'(x) &= 1 - \varphi(x) \end{aligned}$$

式中: η 为学习速率; α 为惯性系数。

式(14)就是输入层和隐含层之间权值调整公式。

大多数情况下,学习速率由实验或经验确定。不过初始训练速率不一定适合后期训练速率,所以不同阶段需要不同的学习速率。学习速率是否合适的标准在于权值能否减小输出误差以及系统收敛速度和学习稳定性。参考文献[16],文中所选调节公式如下:

$$\eta(k) = \begin{cases} 1.05\eta(k-1) & E(k) < E(k-1) \\ 0.7\eta(k-1) & E(k) > 1.04E(k-1) \\ \eta(k-1) & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

基于神经网络的 PID 控制器参数自整定算法流程可描述为:用 0~0.5 的随机数初始化神经网络权值;输入电压、电流和标准电流的当前采样值;由于激活函数对 -1~1 的数值敏感,须对输入进行归一化处理;计算隐含层各神经元的输入、输出;计算输出层神经元的输入、输出,并输出 PID 参数;计算输出层误差;计算隐含层误差;计算学习率;调整神经网络权值;考虑到系统状态有可能随时发生变化,故设置重复循环,持续计算输出误差直到误差大小满足系统需求。

3 仿真实验

为验证所述算法的可行性和有效性,文中以单相并网光伏逆变器为实验对象,利用 Matlab 软件进行了仿真研究。逆变器主电路关键器件参数为:输入端解耦电容 $C_s = 1 \times 10^{-4}$ F; LC 滤波器电感 $L = 4 \times 10^{-3}$ H; 电容 $C_d = 0.6 \times 10^{-6}$ F; 开关频率 $f = 10$ kHz。另外,光照强度为 1 000 W/m²,环境温度 25℃。

仿真过程中,采用 2 种控制方法,即基于 BP

神经网络的PID控制和传统PID控制。

基于BP神经网络的PID控制策略下,并网电流和电压波形如图3所示。从图3中可以看出,本文所述控制策略能够较好地实现并网电流对电网电压的跟踪,而且能够做到二者同频同相。与传统PID控制相比,并网电流波形畸变率大大降低,能够做到单位功率因数并网。

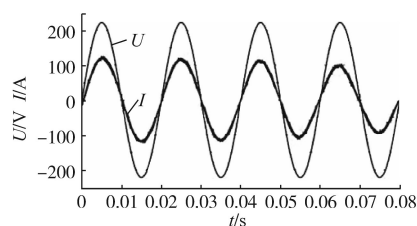


图3 并网电流和电压波形

Fig.3 Grid-connected current and voltage waveforms

传统PID控制下电流跟踪误差如图4所示;BP神经网络参数自整定PID控制下电流跟踪误差如图5所示。通过对比可以看出,基于传统PID控制策略,可在0.15 s的时间内使并网电流误差趋于稳定;基于BP-PID控制策略,可在0.07 s的时间内使并网电流误差达到稳态。仿真结果表明:BP-PID控制策略下,并网电流跟踪速度更快、效果更好,可基本确保电流误差稳定在零附近,较好地完成了并网电流跟踪,能够满足光伏并网要求。

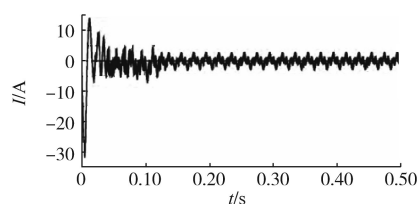


图4 传统PID控制下电流跟踪误差

Fig.4 Current tracking error under traditional PID control

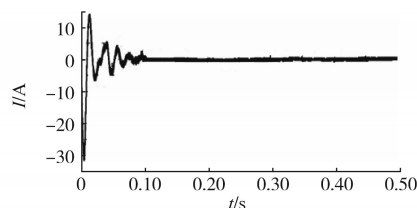


图5 BP神经网络参数自整定PID控制下电流跟踪误差

Fig.5 Current tracking error under the self-tuning PID control of BP neural network parameters

4 结论

新能源发电和并网日益趋于常规化,本文以

光伏并网逆变器为研究对象,重点讨论了其控制方法。基于BP神经网络设计了一种并网电流控制器,通过调整网络权值和学习速率实现了PID参数在线调整和优化。仿真结果表明:并网电流跟踪速度更快、效果更好,能够满足光伏并网要求。所述控制方法对并网逆变器控制具有一定借鉴意义。

参考文献

- [1] 张运波. 神经网络控制算法在光伏并网逆变器控制中的应用[J]. 长春工程学院学报(自然科学版), 2015, 16(2): 1-3, 47.
- [2] 张玉, 周睿, 张烈平. 基于神经网络的PID自整定光伏并网逆变器仿真[J]. 桂林理工大学学报, 2018, 38(2): 355-359.
- [3] 于士航, 胡林静, 赵洋. 基于BP神经网络的单相光伏并网逆变器控制策略的研究[J]. 华北电力技术, 2016, 30(9): 1-7.
- [4] 徐文丽, 鲍伟, 王巨波, 等. 分布式电源并网对电能质量的影响研究综述[J]. 电源技术, 2015, 39(12): 2799-2802.
- [5] 陈秋南, 韦钢, 吴万禄, 等. 分布式电源分布特性对微电网电压质量的影响[J]. 现代电力, 2013, 30(6): 32-37.
- [6] 代冀阳, 朱丽芳, 易宏. 基于BP神经网络的SPWM逆变器控制仿真研究[J]. 计算机仿真, 2010, 27(3): 161-165.
- [7] 陈年, 王宏华, 韩伟. 基于GA-BP神经网络的光伏阵列MPPT研究[J]. 电测与仪表, 2014, 51(2): 40-42.
- [8] 贺运胜. 光伏发电系统的并网模糊PID控制[J]. 电网与清洁能源, 2013, 29(2): 86-89.
- [9] 林虹江, 周步祥, 冉伊, 等. 基于遗传优化BP神经网络算法的光伏系统最大功率点跟踪研究[J]. 电测与仪表, 2015, 52(5): 35-40.
- [10] 黄庆丰, 杨红培, 翟登辉. 基于Simulink的两级式单相光伏逆变器的系统仿真[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(19): 58-61.
- [11] 孙宇新, 周璐, 施凯, 等. 一种新颖的单相光伏并网发电系统控制策略[J]. 电源技术, 2016, 40(2): 400-403.
- [12] 金园园, 王正仕, 陈辉明, 等. 基于根轨迹的单相逆变器PID控制器设计[J]. 机电工程, 2008, 25(2): 83-85.
- [13] 孙自勇, 宇航, 严干贵, 等. 基于PSCAD的光伏阵列和MPPT控制器的仿真模型[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(19): 61-64.
- [14] 吕天光, 艾芊, 韩学山, 等. 基于模糊理论的并网型含光伏微电网功率控制[J]. 电网技术, 2014, 38(9): 2404-2409.
- [15] 盛贤君, 姜涛, 王杰, 等. 基于BP神经网络的速度前馈PID控制器设计[J]. 计算机应用, 2015, 35(S2): 134-137.
- [16] 黄伟军, 华猛, 吴晨辉. 基于改进BP神经网络汽车尾气检测系统设计[J]. 传感器与微系统, 2018, 37(10): 95-97, 101.

收稿日期:2018-08-20

修改稿日期:2018-11-13