

# Adaptive PID Control Strategy for Grid-connected Based on DRNN Inverter of Wind Turbine

Fuyin Du<sup>1,2</sup>

1. School of automation, university of Electronic Science and Thecnology of China, Chengdu, China 610054

2. The intelligence control development center of Southwest Jiaotong university, Chengdu, China, 610031

1. e-mail dufnew@sohu.com, 2. e-mail dufnew@sina.com

**Abstract:** Wind generator direct current control grid-connected system is a coupling two input two output system, and has a property of fast parameter variance while the unit load changes. Conventional PID controller which is tuned at typical operating point can hardly work well at different unit load, so that a two input two output PID controller structure based on Diagonal Recurrent Neural Network (DRNN) is proposed, besides, the learning algorithms of the parameters of DRNN and PID controller are proposed. Finally, the validity of the proposed control strategy is revealed via computer simulations, and which is foundation for more study.

**Keywords:** wind turbine; Grid-connected; PID control; diagonal recurrent neural network (DRNN)

## 基于 DRNN 网络的风力机组并网逆变器自适应 PID 控制

杜福银<sup>1,2</sup>

1. 电子科技大学自动化工程学院, 成都, 中国, 610054

2. 西南交通大学智能控制开发中心, 成都, 中国, 610031

1. E-mail dufynew@sohu.com, 2. E-mail dufynew@sina.com

**【摘要】**风力发电直接电流并网系统是一个耦合的两输入两输出系统, 随机负荷的变化又表现出参数快时变的特性。固定参数 PID 控制难以适应此系统控制要求, 因此, 提出一种基于回归神经网络 (DRNN) 的两输入两输出 PID 控制器结构, 给出了 DRNN 神经网络参数学习算法和 PID 控制器参数自整定算法。计算机仿真结果验证了该控制策略可行性, 这为以后进一步研究奠定了基础。

**【关键词】**风力发电机; 并网; PID 控制; 回归神经网络 (DRNN); 计算机仿真

### 1 引言

随着环保意识的加强以及对于可再生能源的需求, 风力发电技术日益受到重视。由于风能具有不稳定性及随机性, 并且输出的电能不稳定, 需采用电能变换装置来解决<sup>[1]</sup>, 采取有效的电力变换措施后才能够将风电送入电网。基于交-直-交变频器的变速风力发电系统中, 逆变器的控制技术是关键, 国内外纷纷展开这方面的研究工作<sup>[2,3]</sup>。

鉴于 PID 控制<sup>[4,5]</sup>是一种被广泛采用的具有较强鲁棒性的工业控制策略, 对角递归神经网络 (Diagonal Recurrent Neural Network, 简称 DRNN) 是一种动态神经网络<sup>[6]</sup>, 具有结构简单、训练算法收敛速度快的特点, 本文结合 PID 控制器和 DRNN 的优点, 提出了一种新型的逆变器控制方案。该控

制方案直接以并网电电流和功率因数为目标, 能够使逆变器输出电流快速跟踪目标。

### 2 DRNN 神经网络的 Jacobian 的信息辨识

#### 2.1 DRNN 神经网络结构

DRNN 神经网络是一种回归神经网络, 网络结构共有三层, 隐层为回归层。DRNN 神经网络结构如图 1 所示。

在 DRNN 神经网络中, 设  $I = [I_1, I_2, \dots, I_n]$  为网络输入向量,  $I_i(k)$  为输入层第  $i$  个神经元的输入, 网络回归层第  $j$  个神经元的输出为  $X_j(k)$ ,  $S_j(k)$  为第  $j$  个回归神经元的输出总和,  $f(\cdot)$  为  $S$  函数,  $O(k)$  为 DRNN 网络输出。

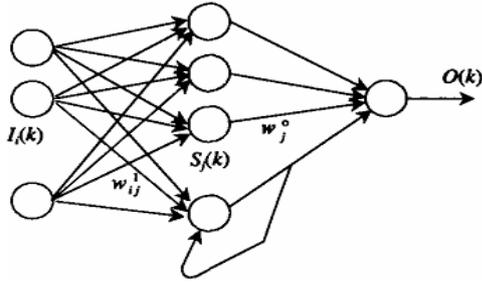


图 1. DRNN 神经网络结构

2.2 DRNN 神经网络学习算法

$$O(k) = \sum_j W_j^O X_j(k), \quad X_j(k) = f(S_j(k)),$$

$$S_j(k) = W_j^D X_j(k-1) + \sum_j W_{ij}^I I_i(k) \quad (1)$$

式中,  $W_j^I, W_j^D, W_j^O$  依次分别为网络输入层、网络回归层和网络输出层的权值向量。

图 2 给出了 DRNN 的神经网络辨识结构,  $k$  为网络的迭代步数。DRNN 为网络辨识器。  $y(k)$  为被控对象输出,  $ym(k)$  为 DRNN 的输出。将系统输出  $y(k)$  及输入  $u(k)$  的值作为辨识器的输入, 将系统输出与网络输出的误差作为辨识器的调整信号。

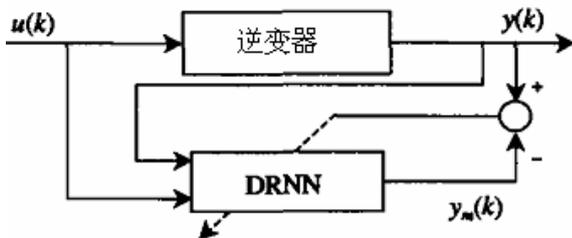


图 2. DRNN 神经网络辨识框图

网络输出层的输出为

$$ym(k) = \sum_j W_j^O X_j(k) \quad (2)$$

网络回归层的输出为

$$X_j(k) = f(S_j(k)) \quad (3)$$

网络回归层的输入为

$$S_j(k) = W_j^D X_j(k-1) + \sum_j W_{ij}^I I_i(k) \quad (4)$$

辨识误差为

$$em(k) = y(k) - ym(k) \quad (5)$$

辨识指标函数取

$$Em(k) = \frac{1}{2} em(k)^2 \quad (6)$$

学习算法采用梯度下降算法

$$\Delta w_j^O(k) = -\frac{\partial Em(k)}{\partial w_j^O} = em(k) \frac{\partial ym}{\partial w_j^O} = em(k) X_j(k) \quad (7)$$

$$w_j^O(k) = w_j^O(k-1) + \eta_O \Delta ym(k) + \alpha(w_j^O(k-1) - w_j^O(k-2)) \quad (8)$$

$$\Delta w_{ij}^I(k) = -\frac{\partial Em(k)}{\partial w_{ij}^I} = em(k) \frac{\partial ym}{\partial w_{ij}^I} = em(k) \frac{\partial ym}{\partial X_j} \frac{\partial X_j}{\partial w_{ij}^I} = em(k) w_j^O Q_{ij}(k) \quad (9)$$

$$w_{ij}^I(k) = w_{ij}^I(k-1) + \eta_I \Delta ym(k) + \alpha(w_{ij}^I(k-1) - w_{ij}^I(k-2)) \quad (10)$$

$$\Delta w_j^D(k) = -\frac{\partial Em(k)}{\partial w_j^D} = em(k) \frac{\partial ym}{\partial w_j^D} \frac{\partial X_j}{\partial w_j^D} = em(k) w_j^O P_j(k) \quad (11)$$

$$w_j^D(k) = w_j^D(k-1) + \eta_D \Delta ym(k) + \alpha(w_j^D(k-1) - w_j^D(k-2)) \quad (12)$$

其中回归层神经元取双 S 函数为

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (13)$$

$$P_j(k) = \frac{\partial X_j}{\partial w_j^D} = f'(S_j) X_j(k-1) \quad (14)$$

$$Q_{ij}(k) = \frac{\partial X_j}{\partial w_{ij}^I} = f'(S_j) I_i(k) \quad (15)$$

式中,  $\eta_I, \eta_D, \eta_O$  分别为输入层、回归层和输出层的学习速率,  $\alpha$  为惯性系数。

被控对象逆变器的 Jacobian 信息  $\frac{\partial y}{\partial u}$  为

$$\frac{\partial y}{\partial u} \approx \frac{\partial ym}{\partial u} = \sum_j w_j^O f'(S_j) I_i(k) \quad (16)$$

3 并网型电压源逆变器的直接电流控制方法

电流控制并网型电压源逆变器工作原理就是在电网电压恒定的前提下, 控制和逆变器连接的滤波电感上的电流大小, 使其跟踪指令电流的变化。逆变器是整个系统并网的关键环节, 逆变器电路结构如图 3 所

示。

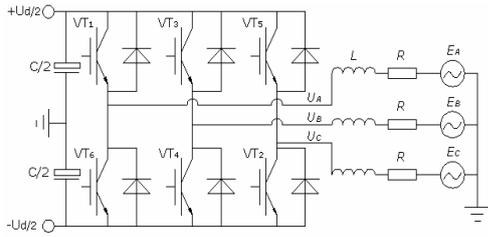


图 3. 并网型电压源逆变器逆变环节的电路结构

### 3.1 电流控制并网型电压源控制原理

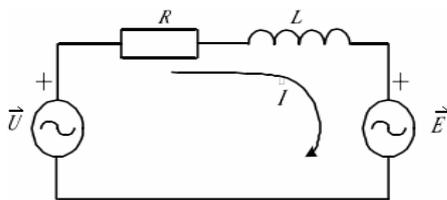


图 4. 并网逆变器等效电路图

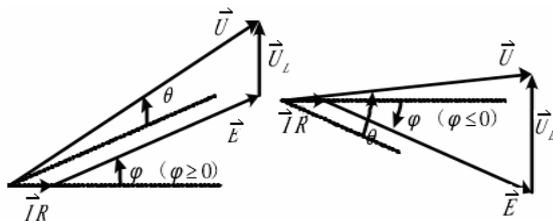


图 5. 并网逆变器输出电压、电流与电网电压矢量关系图

逆变器电流控制基本原理如图 4,图 5 所示,设  $\vec{U}$  为逆变器某相相对参考零电位的输出电压矢量,  $\vec{E}$  为相对参考零电位的电网电压矢量 (即电网相电压矢量),  $\vec{U}_L$  为并网电感电压降矢量,  $\vec{I}$  为逆变器输出的单相入网线电流矢量。根据以上向量定义, 设逆变器输出端滤波电感为  $L$ , 损耗电阻为  $R$ , 建立矢量图, 如图 5 所示。其中  $\theta$  为电网电压矢量  $\vec{E}$  与逆变器输出电压矢量  $\vec{U}$  之间的夹角,  $\varphi$  为逆变器输出的入网电流矢量  $\vec{I}$  与电网电压矢量  $\vec{E}$  之间的夹角。从图 5 中可以看出如下的数学关系:

$$\vec{U} = \vec{I}R + \vec{E} + \vec{U}_L = \vec{I}R + \vec{E} + j\vec{I}\omega L \quad (17)$$

$$U = \sqrt{(IR + E \cos\varphi)^2 + (\sin\varphi + I\omega L)^2} \quad (18)$$

$$\tan(\varphi + \theta) = \frac{U_L + E \sin\varphi}{IR + E \sin\varphi} \quad (19)$$

$$\theta = \arctg\left(\frac{U_L + E \sin\varphi}{IR + E \sin\varphi}\right) - \varphi \quad (20)$$

可以将电流控制并网型电压源逆变器分为间接电流控制型和直接电流控制型。根据最大功率跟踪的结果及并网功率因数的要求, 可得并网电流大小和并网功率因数, 若以并网电流大小和并网功率因数为控制目标, 这需要电流反馈, 称之为直接电流控制。若在已知  $R, L$  及  $\vec{E}$  的前提下, 根据式 (18)、(20), 由  $I$  和  $\varphi$  求出  $\theta$  和  $U$ , 即  $\theta$  和  $U$  为控制目标, 这时不需要电流反馈, 称之为间接电流控制。两种控制方式的控制输入均为 PWM(脉宽正弦调制波)的幅值及 PWM 与电网电压之间的夹角, 即并网逆变器是一个双输入、双输出系统。

由式 (18)、(20) 得知, 相比间接电流控制的并网型电压源逆变器系统, 直接电流控制系统并没有将电路具体参数纳入控制中, 因此对主电路参数的精确度没有要求, 但是一个耦合系统。本文讨论直接电流控制系统。

### 3.2 基于 RDNN 神经网络参数自学习 PID 解耦控制原理

通过 PID 控制, 可以实现对多变量系统的解耦控制。风能具有能量密度低、随机性和不稳定性等特点, 因此, 常规固定 PID 参数的控制器控制所有工况存在困难。本文设计的逆变器直接电流控制双输入、双输出自整定 PID 控制器如图 6 所示, 其中 NN1 和 NN2 为神经网络, 用于控制  $u_1, u_2$  的 PID 参数:  $k_p, k_i, k_d$ 。  $u_1, u_2$  分别对应于 PWM 的幅值及 PWM 与电网电压之间的夹角。  $r_1, r_2$  为系统输入指令,  $y_1, y_2$  分别对应于  $I$  和  $\varphi$ , 为系统输出值。

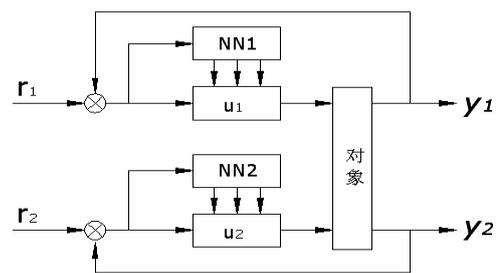


图 6. 多变量自整定 PID 控制器

以控制器  $u_1$  为例, 控制算法如下

$$u_1(k) = k_{p1}(k)x_1(k) + k_{i1}(k)x_2(k) + k_{d1}(k)x_3(k) \quad (21)$$

$$error_1(k) = r_1(k) - y_1(k), \text{ 且 } x_1(k) = error_1(k)$$

$$x_2(k) = \sum_{i=1}^k (error_1(k) \times T),$$

$$x_3(k) = \frac{error_1(k) - error_1(k-1)}{T}$$

式中， $T$  为采样时间。PID 的三项系数  $k_{p1}(k), k_{i1}(k), k_{d1}(k)$  采用 DRNN 神经网络进行整定。定义如下指标

$$E_1(k) = \frac{1}{2}(r_1(k) - y_1(k))^2 \quad (22)$$

$$\begin{aligned} k_{p1}(k) &= k_{p1}(k-1) - \eta_p \frac{\partial E_1}{\partial k_{p1}} \\ &= k_{p1}(k-1) - \eta_p (r_1(k) - y_1(k)) \frac{\partial y_1}{\partial u_1} \frac{\partial u_1}{\partial k_{p1}} \\ &= k_{p1}(k-1) - \eta_p (r_1(k) - y_1(k)) \frac{\partial y_1}{\partial u_1} x_1(k) \end{aligned} \quad (23)$$

$$\begin{aligned} k_{i1}(k) &= k_{i1}(k-1) - \eta_i \frac{\partial E_1}{\partial k_{i1}} \\ &= k_{i1}(k-1) - \eta_i (r_1(k) - y_1(k)) \frac{\partial y_1}{\partial u_1} \frac{\partial u_1}{\partial k_{i1}} \\ &= k_{i1}(k-1) - \eta_i (r_1(k) - y_1(k)) \frac{\partial y_1}{\partial u_1} x_2(k) \end{aligned} \quad (24)$$

$$\begin{aligned} k_{d1}(k) &= k_{d1}(k-1) - \eta_d \frac{\partial E_1}{\partial k_{d1}} \\ &= k_{d1}(k-1) - \eta_d (r_1(k) - y_1(k)) \frac{\partial y_1}{\partial u_1} \frac{\partial u_1}{\partial k_{d1}} \\ &= k_{d1}(k-1) - \eta_d (r_1(k) - y_1(k)) \frac{\partial y_1}{\partial u_1} x_3(k) \end{aligned} \quad (25)$$

式中， $\frac{\partial y_1}{\partial u_1}$  为对象的 Jacobin 信息，该信息可由 DRNN 网络进行辨识，方法见第 2 节。控制器  $u_2$  参数整定方法与控制器  $u_1$  相同。

#### 4 仿真

设有耦合二变量被控对象

$$\begin{cases} y_1(k) = \frac{1.0}{1 + y_1(k-1)^2} (0.8y_1(k-1) + u_1(k-2) + 0.2u_2(k-3)) \\ y_2(k) = \frac{1.0}{1 + y_2(k-1)^2} (0.9y_2(k-1) + 0.3u_1(k-3) + u_2(k-2)) \end{cases} \quad (26)$$

设采样时间为 1 秒。给定输入为

$$R = \begin{bmatrix} r_1(k) \\ r_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} rands(k) \\ 1 \end{bmatrix}$$

$rands(k)$  为  $[0, +1]$  范围内的随机序列，这符合并网电流随机变化，功率因数基本不变的特点，采用基于 RDNN 神经网络整定的 PID 解耦控制，网络结构取 3-7-1，网络输入为  $\{u(k-1), y(k), 1.0\}$ ， $\eta_O = 0.4$ ，

$\eta_I = 0.4$ ， $\eta_D = 0.4$ ， $\alpha = 0.04$ ，权值取  $[-1, +1]$  范围内的随机值。系统响应结果如图 7 所示。

#### 5 结论

不可控整流加可控逆变的交-直-交结构是直驱式风力发电机较理想的实现方案。采用 DRNN 神经网络在线整定 PID 控制器参数，以实现风力发电机的逆变器的直接电流并网自适应 PID 控制，计算机仿真结果表明该控制策略可行，从而为今后进一步研究奠定了一定的基础。

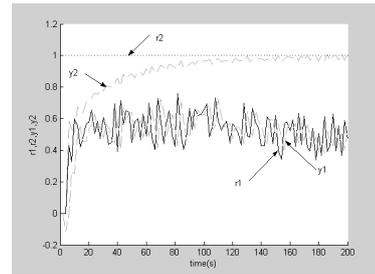


图 7. 系统响应结果

#### 致谢

本工作部分得到国家自然科学基金项目的资助 (60875034)。

#### References(参考文献)

- [1] 彭国平,李帅,鱼振民,易萍虎.小型风电系统最大功率跟踪的研究[J].西安交通大学学报,2004, 38(4):357-360 Peng Guoping, Li Shuai, Yu Zhenmin, Yi Pinghu .Research on Maximum Power Tracking of Small Size Wind Energy Conversion System[J]. Journal of Xian Jiaotong, 2004,38(4):357-360
- [2] Chinchilla M,Arnaltes S,Burgos J C.Control of permanent-magnet generators applied to variable-speed wind-energy systems connected to the grid[J].EEE Transactions on Energy Conversion, 2006,21(1):130-135
- [3] Wang Quincy,Chang Liuchen.An intelligent maximum power extraction algorithm for inverter-based variable speed wind turbine systems[J].IEEE Transactions on Power Electronics,2004, 19(5): 1242-1249
- [4] 王东风,韩璞.基于免疫遗传算法优化的汽温系统变参数 PID 控制[J].中国电机工程学报,2003, 23(9):212-217 Wang Dong-feng, Han Pu.Variable arguments PIDcontrol for main steam temperature system based on immune genetic[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(9): 212-217
- [5] 刘志远, 吕剑虹, 陈来九. 智能 PID 控制器在电厂热工过程控制中的应用前景[J]. 中国电机工程学报,2002,22(8):128-134 Liu Zhiyuan,Lv Jianlaong,Chen Laijiu.Prospects of application of intelligent PID controller in power plant theamal process control[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(8):128-134
- [6] Chao C K,Kwang Y L. Diagonal recurrent neural networks for dynamic systems control[J].IEEE Transaction on Neural Networks,1995,6(1):144-155