

基于 DE-RBF 混合优化算法的微电网自适应下垂控制策略

吴丽珍^{1,2*}, 魏建平¹, 丁安邦¹, 陈伟^{1,3}

(1. 兰州理工大学电气工程与信息工程学院, 甘肃省 兰州市 730050;

2. 甘肃省工业过程先进控制重点实验室(兰州理工大学), 甘肃省 兰州市 730050;

3. 兰州理工大学国家级电气与控制工程实验教学中心, 甘肃省 兰州市 730050)

Adaptive Droop Control Strategy of Microgrid Based on DE-RBF Hybrid Optimization Algorithm

WU Lizhen^{1,2*}, WEI Jianping¹, DING Anbang¹, CHEN Wei^{1,3}

(1.College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, Gansu Province, China;

2. Key Laboratory of Gansu Advanced Control for Industrial Processes, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, Gansu Province, China;

3. National Experimental Teaching Center of Electrical and Control Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, Gansu Province, China)

Abstract: Due to different line impedances, the traditional droop control cannot realize the power distribution according to DG capacity, resulting in voltage / frequency deviation. Therefore, an adaptive droop control strategy based on DE-RBF hybrid optimization algorithm is proposed in this paper. Firstly, the dynamic model of two inverter parallel microgrid systems with droop control is constructed. The optimal droop control parameters of multiple equilibrium points are obtained using the differential evolution (DE) algorithm. In order to improve the dynamic response speed and stability of the system, the parameters of each equilibrium point are corrected by training the radial basis function (RBF) neural network. Furthermore, the parallel microgrid with multiple inverters is extended, by increasing the number of hidden layers of RBF neural network. Taking the collected active power and reactive power as training data, the optimal droop coefficient is output to realize the adaptive droop control of microgrid. Finally, the Matlab / Simulink simulation platform is built to verify that the proposed adaptive droop control method has fast system response speed and power distribution according to the proportion of DG capacity compared with the traditional droop control.

Keywords: microgrid; adaptive droop control; differential evolution algorithm; radial basis function neural network

摘 要: 孤岛微电网因线路阻抗各异, 采用传统下垂控制无

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62063016); 甘肃省科技计划资助(20JR10RA177)。

National Natural Science Foundation of China (62063016); Science and Technology Program of Gansu Province (20JR10RA177).

法实现功率按分布式电源容量比例分配, 会产生电压/频率偏差。为此, 提出一种基于DE-RBF混合优化算法的自适应下垂控制策略。首先, 构建下垂控制的两逆变器并联微电网系统动态模型, 应用差分进化(differential evolution, DE)算法获得多个平衡点的优化下垂控制参数。为提高系统的动态响应速度与稳定性, 通过训练径向基(radial basis function, RBF)神经网络, 对每个平衡点参数进行校正。进而, 通过增加RBF神经网络的隐含层数量, 推广至多个逆变器并联微电网。以采集的有功功率和无功功率作为训练数据, 输出最优下垂系数, 实现微电网的自适应下垂控制。最后, 搭建Matlab/Simulink仿真平台, 验证了所提自适应下垂控制方法相比于传统下垂控制, 系统响应速度快, 功率按照分布式电源容量比例分配。

关键词: 微电网; 自适应下垂控制; 差分进化算法; 径向基神经网络

0 引言

在全球环境污染日益加剧和不可再生能源逐渐枯竭的双重压力下, 以新能源为主的分布式电源(distributed generation, DG)得到了大力发展^[1-2]。微电网(microgrid, MG)是将分布式电源、负荷、储能系统以及其他配电设备结合起来的可控发电系统, 是分布式电源接入配电网的桥梁与纽带^[3]。微电网有并网模式和孤岛模式两种运行模式。当微电网在并网模式下工作时, 大电网将支撑调节微电网的电压和频

率。孤岛运行时, 微电网电压和频率由DG单元控制。目前, 孤岛微电网中各DG的控制方式主要是采用下垂控制, 根据其对应下垂系数来实现功率的分配^[4]。传统下垂控制的微电网, 各DG间的功率依据下垂系数分配, 但是下垂系数是固定值, 而线路阻抗各异, 下垂控制不能自适应调节下垂系数, 影响了功率分配精度, 影响微电网系统稳定运行^[5]。另外, 为实现功率的解耦控制, 常加入虚拟阻抗, 导致微电网电压与频率偏离额定值。

对此, 国内外对下垂控制方法的改进已开展许多相关研究。文献[6]提出了一种基于虚拟阻抗的下垂控制策略, 能够使有功功率与无功功率按比例合理分配, 但缺点是其参数设计较复杂。文献[7]提出了一种基于模糊控制的下垂控制方法, 该方法在阻抗变化时能够自适应调节下垂控制系数, 从而实现电压与频率稳定, 但模糊性不能保证所设计控制器的控制精度。文献[8]提出了一种基于分段滞环的下垂控制方法, 可以有效实现有功功率的合理精确分配, 但在分段点处不可导, 将会影响系统的稳定性。文献[9]通过线路阻抗差异引入一种电压幅值反馈的方法, 有较好的有功与无功功率的分配效果。文献[10]在下垂控制中加入功率和下垂系数的一次项, 功率与时间的微分项, 从而使功率达到合理分配效果。文献[11]提出一种基于负荷精确分配的下垂控制策略, 自动调节下垂系数, 达到有功与无功功率的合理分配, 但其电压和频率易超出限制范围。

文献[12]对两个逆变器组成的微电网系统进行建模, 通过建模对微电网稳定性和稳定运行点的动态响应进行了研究。文献[13]在建立的模型基础上, 应用搜索算法寻找最佳下垂系数, 但是该方法仅限于两个逆变器组成的微电网系统。文献[14]将神经网络应用于直流微电网均流策略中, 在无需通信的情况下, 仅需要本单元信息, 利用神经网络精确预测出其他并联单元输出, 从而应用到本地控制器中改善有功功率合理分配和提高微电网电能质量, 但未考虑神经网络在交流微电网中的应用。

本文借鉴上述改进下垂控制和神经网络结合方法, 提出了一种基于差分进化-径向基 (DE-RBF) 混合优化算法的自适应下垂控制策略, 利用差分进化 (DE) 算法搜索优化下垂系数, 通过获得的数据库训练径向基 (RBF) 神经网络并对该下垂系数进行优化。进而通过增加RBF神经网络的隐含层数量, 将推广至多逆变器的情形。最后, 在Matlab/Simulink仿真平台上对所提方法进行验证。

1 多并联逆变器的微电网动态模型

下垂控制是一种模仿传统发电机特性的控制方法, 广泛应用于孤岛微电网对等控制中。多逆变器并联的微电网一次控制中, 常采用下垂控制实现DG间的功率分配, 其下垂控制方程为

$$\begin{cases} \omega = \omega_0 - k_p P \\ E = E_0 - k_v Q \end{cases} \quad (1)$$

式中: ω 、 E 为实际角频率和电压幅值; ω_0 、 E_0 为额定角频率和电压幅值; k_p 、 k_v 为下垂系数; P 、 Q 为DG输出的有功和无功功率。

传统下垂控制原理简单, 且不需要通信, 但存在一些缺点。传统下垂控制中下垂系数是固定值, 下垂曲线斜率固定, 当线路阻抗发生变化时, 不能很好地保证功率分配精度。传统下垂控制为有差调节, 无法维持频率电压恒定, 系统响应速度较慢。因此, 需对传统下垂控制进行改进。

本文在两台逆变器组成的微电网系统基础上, 采用DE算法获得在多个运行稳定点处的下垂系数, 通过获得的数据库训练RBF神经网络, 对DE算法进行优化校正, 并将所提下垂控制方法推广到多逆变器并联的微电网系统中。文中采用微电网等效电路模型如图1所示, 系统的状态空间方程如式(2)所示。

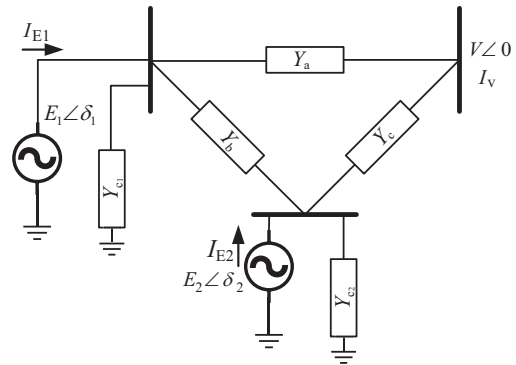


图1 两台逆变器并联微电网等效电路模型

Fig. 1 Parallel model of two inverters

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} \quad (2)$$

在dq坐标系下, 定义状态变量为角频率 ω 和电压 e , 则式(2)可以进一步表示为

$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{\omega} \\ \Delta \dot{e}_d \\ \Delta \dot{e}_q \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} \Delta \omega \\ \Delta e_d \\ \Delta e_q \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, 系统矩阵 \mathbf{A} 的特征值包含了线路阻抗特性, 显示了线路阻抗的变化特征, 其表达式为式(4)。

$$A = \begin{bmatrix} -\omega_f & 0 & 0 \\ k_1 & k_3 & k_5 \\ k_2 & k_4 & k_6 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -k_p & 0 \\ 0 & k_7 \\ 0 & k_8 \end{bmatrix} \left(\begin{bmatrix} 0 & 0 & I_d & I_q \\ 0 & 0 & I_q & -I_d \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ E_d & E_q \\ -E_q & E_d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -a & b & a & -b \\ -b & -a & b & a \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

下垂控制方程式(1)的状态空间方程为

$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{\omega} \\ \Delta \dot{e}_d \\ \Delta \dot{e}_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\omega_f & 0 & 0 \\ k_1 & k_2 & k_3 \\ k_5 & k_6 & k_7 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \omega \\ \Delta e_d \\ \Delta e_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -k_p & 0 \\ 0 & k_4 \\ 0 & k_8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} \quad (5)$$

如图1所示,将两逆变器线路阻抗的导纳等效为 Y_a, Y_b, Y_c ,其本地负载的导纳为 Y_{c1}, Y_{c2} ,则电流表达式为

$$\begin{bmatrix} \vec{I}_v \\ \vec{I}_{E1} \\ \vec{I}_{E2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_a + Y_c & -Y_a & -Y_c \\ -Y_a & Y_{c1} + Y_a + Y_b & -Y_b \\ -Y_c & -Y_b & Y_{c2} + Y_b + Y_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vec{V} \\ \vec{E}_1 \\ \vec{E}_2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\begin{bmatrix} \Delta P_1 \\ \Delta Q_1 \\ \Delta P_2 \\ \Delta Q_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & I_{d1} & I_{q1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I_{q1} & -I_{d1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I_{d2} & I_{q2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I_{q2} & -I_{d2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta V_d \\ \Delta V_q \\ \Delta E_{d1} \\ \Delta E_{q1} \\ \Delta E_{d2} \\ \Delta E_{q2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & E_{d1} & E_{q1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -E_{q1} & -E_{d1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & E_{d2} & E_{q2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -E_{q2} & E_{d2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta I_{vd} \\ \Delta I_{vq} \\ \Delta I_{d1} \\ \Delta I_{q1} \\ \Delta I_{d2} \\ \Delta I_{q2} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\begin{bmatrix} \Delta P_1 \\ \Delta Q_1 \\ \Delta P_2 \\ \Delta Q_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & I_{d1} & I_{q1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I_{q1} & -I_{d1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I_{d2} & I_{q2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I_{q2} & -I_{d2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & E_{d1} & E_{q1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -E_{q1} & -E_{d1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & E_{d2} & E_{q2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -E_{q2} & E_{d2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} & -b_{11} & a_{12} & -b_{12} & a_{31} & -b_{31} \\ b_{11} & a_{11} & b_{12} & a_{12} & b_{31} & a_{31} \\ a_{21} & -b_{21} & a_{22} & -b_{22} & a_{32} & -b_{32} \\ b_{21} & a_{21} & b_{22} & a_{22} & b_{32} & a_{32} \\ a_{31} & -b_{31} & a_{32} & -b_{32} & a_{33} & -b_{33} \\ b_{31} & a_{31} & b_{32} & a_{32} & b_{33} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta V_d \\ \Delta V_q \\ \Delta E_{d1} \\ \Delta E_{q1} \\ \Delta E_{d2} \\ \Delta E_{q2} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{\omega}_1 \\ \Delta \dot{E}_{q1} \\ \Delta \dot{E}_{q1} \\ \Delta \dot{\omega}_2 \\ \Delta \dot{E}_{q2} \\ \Delta \dot{E}_{q2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\omega_{f1} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ k_{11} & k_{12} & k_{13} & 0 & 0 & 0 \\ k_{15} & k_{16} & k_{17} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\omega_{f2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & k_{21} & k_{22} & k_{23} \\ 0 & 0 & 0 & k_{25} & k_{26} & k_{27} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \omega_1 \\ \Delta E_{d1} \\ \Delta E_{q1} \\ \Delta \omega_2 \\ \Delta E_{d2} \\ \Delta E_{q2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -k_{p1}\omega_{f1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & k_{14} & 0 & 0 \\ 0 & k_{18} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -k_{p2}\omega_{f2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & k_{24} \\ 0 & 0 & 0 & k_{28} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta P_1 \\ \Delta Q_1 \\ \Delta P_2 \\ \Delta Q_2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{\omega}_1 \\ \Delta \dot{E}_{d1} \\ \Delta \dot{E}_{q1} \\ \Delta \dot{\omega}_2 \\ \Delta \dot{E}_{d2} \\ \Delta \dot{E}_{q2} \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} \Delta \omega_1 \\ \Delta E_{d1} \\ \Delta E_{q1} \\ \Delta \omega_2 \\ \Delta E_{d2} \\ \Delta E_{q2} \end{bmatrix} \quad (11)$$

将电流与电压进行dq分解,为方便表示,矩阵中的a和b分别表示导纳的实部与虚部,将式(6)线性化后表示为式(7)。

$$\begin{bmatrix} \Delta I_{vd} \\ \Delta I_{vq} \\ \Delta I_{d1} \\ \Delta I_{q1} \\ \Delta I_{d2} \\ \Delta I_{q2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & -b_{11} & a_{12} & -b_{12} & a_{31} & -b_{31} \\ b_{11} & a_{11} & b_{12} & a_{12} & b_{31} & a_{31} \\ a_{21} & -b_{21} & a_{22} & -b_{22} & a_{32} & -b_{32} \\ b_{21} & a_{21} & b_{22} & a_{22} & b_{32} & a_{32} \\ a_{31} & -b_{31} & a_{32} & -b_{32} & a_{33} & -b_{33} \\ b_{31} & a_{31} & b_{32} & a_{32} & b_{33} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_d \\ V_q \\ \Delta E_{d1} \\ \Delta E_{q1} \\ \Delta E_{d2} \\ \Delta E_{q2} \end{bmatrix} \quad (7)$$

每台逆变器的有功功率与无功功率可以表达为矩阵方程式(8)。将式(7)与式(8)结合得到式(9)。结合式(3)可以将一个逆变器扩展到两个逆变器时的情形,得到式(10)与式(11)。其中,式(10)中存在的电压矢量可以通过式(12)中的变化来表达,为了确定状态空间中描述的系统的稳定性在(11)中等价,其将式(12)代入式(9),并替换式(10)中的功率向量得到式(11)的表达式。从以上的推导过程中得到A的表达式如式(13)所示。

$$\begin{bmatrix} \Delta V_d \\ \Delta V_q \\ \Delta E_{d1} \\ \Delta E_{q1} \\ \Delta E_{d2} \\ \Delta E_{q2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \omega_1 \\ \Delta E_{d1} \\ \Delta E_{q1} \\ \Delta \omega_2 \\ \Delta E_{d2} \\ \Delta E_{q2} \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$A = \begin{bmatrix} -\omega_{f1} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ k_{11} & k_{12} & k_{13} & 0 & 0 & 0 \\ k_{15} & k_{16} & k_{17} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\omega_{f2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & k_{21} & k_{22} & k_{23} \\ 0 & 0 & 0 & k_{25} & k_{26} & k_{27} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -k_{p1}\omega_{f1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & k_{14} & 0 & 0 \\ 0 & k_{18} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -k_{p2}\omega_{f2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & k_{24} \\ 0 & 0 & 0 & k_{28} \end{bmatrix} \cdot H \quad (13)$$

$$H = \begin{bmatrix} 0 & 0 & I_{d1} & I_{q1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I_{q1} & -I_{d1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I_{d2} & I_{q2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I_{q2} & -I_{d2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & E_{d1} & E_{q1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -E_{q1} & -E_{d1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & E_{d2} & E_{q2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -E_{q2} & E_{d2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} & -b_{11} & a_{12} & -b_{12} & a_{31} & -b_{31} \\ b_{11} & a_{11} & b_{12} & a_{12} & b_{31} & a_{31} \\ a_{21} & -b_{21} & a_{22} & -b_{22} & a_{32} & -b_{32} \\ b_{21} & a_{21} & b_{22} & a_{22} & b_{32} & a_{32} \\ a_{31} & -b_{31} & a_{32} & -b_{32} & a_{33} & -b_{33} \\ b_{31} & a_{31} & b_{32} & a_{32} & b_{33} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

2 基于DE-RBF混合优化算法的自适应下垂控制

通过上述推导得到两台逆变器并联微电网下垂控制模型, 通过使用搜索算法来找到最优下垂系数 k_p 、 k_v , 以保证系统的稳定性与响应速度。在系统中每个平衡点都存在最优下垂系数 k_p 、 k_v 。在此, 使用DE算法搜索这些平衡点的优化常数, 以获得优化常数数据库。由于差分进化算法的差分权重 F 与差分概率 C_R 的选择不同, 会影响输出的下垂系数。因此, 在DE算法的基础上, 将获得的数据用于训练RBF神经网络, 对DE算法进行优化校正, 并推广到多逆变器的情形。其中, RBF神经网络输入是有功功率与无功功率, 输出值是相应优化下垂系数 k_p 、 k_v 。

2.1 差分进化算法

差分进化算法是一种多目标优化算法, 用于求解多维空间中整体最优解^[16]。DE算法的主要过程为变异、交叉和选择3个步骤。其算法过程如图2所示。

DE算法相比遗传算法, 具有易实现、控制参数少、鲁棒性强、收敛速度快等特点。DE算法所需要设置的参数仅为种群规模(N_p)、交叉概率(C_R)与差分权重(F)。DE算法的主要流程如下^[17]。

1) 种群初始化。

随机生成 N_p 维向量如式(15)所示, 将在种群中进化迭代中不断更新:

$$\{x_{i,G} \mid i = 0, 1, 2, \dots, N_p - 2, N_p - 1\} \quad (15)$$

式中: N_p 为种群长度, $i \in N_p$ 。

2) 变异操作。

随机选择群体中两个不同个体, 进行差分运算获得临时个体 \bar{u} , 如式(16)所示:

$$u_i^G = x_{r1}^G + F \cdot (x_{r2}^G - x_{r3}^G) \quad (16)$$

式中: F 为差分权重; x_{r1}^G 、 x_{r2}^G 、 x_{r3}^G 为种群中不同个体。

3) 交叉操作。

对突变个体与原始个体进行交叉操作, 得到变异

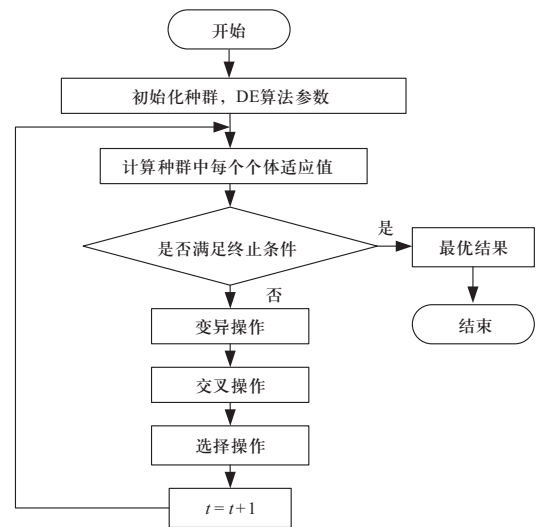


图2 DE算法过程

Fig. 2 DE algorithm process

个体:

$$\mathbf{u}_{i,j}^G = \begin{cases} \mathbf{u}_{i,j}^G & r_i < C_R / j = j_{\text{rand}} \\ \mathbf{x}_{i,j}^G & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

式中: C_R 为交叉概率, $C_R \in (0,1)$ 。

4) 选择操作。

将上述得到的变异个体与原始个体相比较, 保留适应度更好的个体作为下一代个体:

$$\mathbf{x}_i^{G+1} = \begin{cases} \mathbf{u}_i^G & f(\mathbf{u}_i^G) \leq f(\mathbf{x}_i^G) \\ \mathbf{x}_i^G & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

式中: f 为目标函数。负载、线路阻抗、下垂系数 k_p 、 k_v 与截止频率 ω_i 等变量均会引起矩阵 \mathbf{A} 的变化, 进而影响系统稳定性。其中, 负载、线路阻抗、截止频率 ω_i 均可以测量得出。对于每个平衡点都存在一组 k_p 、 k_v 数值, 用于引导系统优化。矩阵 \mathbf{A} 的特征值即为DE算法优化的最优下垂系数 k_p 、 k_v 。

2.2 基于DE-RBF的自适应下垂控制

DE算法中差分权重 F 与差分概率 C_R 选择不同, 会导致输出下垂系数不同, 进而影响下垂控制功率分配性能。通过上述DE算法获得的数据库训练RBF神经网络, 对DE算法输出结果进行校正, 并通过增加隐含层的方式推广到多逆变器的情形。其中, RBF神经网络输入是有功功率与无功功率, 获得大量数据, 输出值是相应下垂系数, 以保证微电网系统的稳定性以及响应速度。

RBF神经网络是一种前馈神经网络, 其大量应用于函数逼近和分类应用^[18]。RBF神经网络具有网络结构简单, 能够以任何精度逼近任何函数, 并且不易陷入局部极值等优点。其仅需要输入信息与输出信息就可以得到系统网络模型与动态关系, 其结构示意图如图3所示。

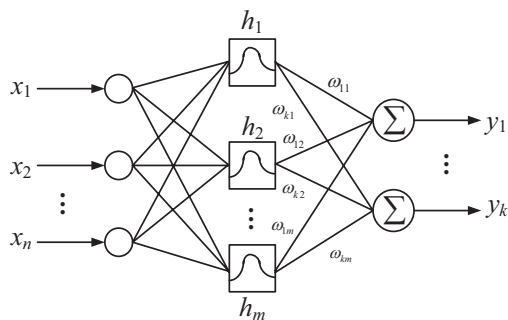


图3 RBF结构示意图

Fig. 3 The structure of RBF

RBF由输入层、隐含层和输出层等3层组成。其中, 输入层接收和传输数据, 是RBF神经网络感知外界的接口; 隐含层用于将接收到的数据非线性变化, 是RBF神经网络的径向基层; 输出层用于输出结果, 其与隐含层之间的关系是线性的。在RBF神经网络中, 每个输入信号被分配给输入层中的一个节点, 然后无需加权直接传递给隐含层。将隐含层节点称为径向基函数单元, 径向函数通常取高斯函数, 其表达式为^[19]

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X}-\mathbf{c}_j\|^2}{2b_j^2}\right) \quad (19)$$

式中: j 、 \mathbf{X} 为输入变量, $j=(1,2,3,\dots,m)$, $\mathbf{X}=[x_1, x_2, \dots, x_n] \in R^n$; \mathbf{c}_j 为基函数中心, 其维数与 \mathbf{X} 相同; b_j 为基函数的宽度; n 为输入层的节点数; m 为隐含层的节点个数。其中, 参数 \mathbf{c} 和 b 由输入变量 \mathbf{X} (如有功、无功、下垂系数)决定, 并且 \mathbf{c} 与 \mathbf{X} 具有相同的维数。

从式(19)可以看出RBF神经网络的性能与高斯函数的函数中心 \mathbf{c} 、基函数的宽度 b 和隐含层到输出层的连接权值 ω 都密切相关^[20]。将输入输出关系整理为

$$y_j = \sum_{i=1}^m \omega_{ij} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X}-\mathbf{c}_j\|^2}{2b_j^2}\right) \quad (20)$$

式中: $i=1,2,3,\dots,k$; y_j 为第 j 个神经元的输出值; ω_{ij} 为输出层第 i 个单元与隐含层第 j 个单元之间的连接权值; k 为输出层神经元的数量; m 为隐含层的节点个数。

通过上述DE算法得到有功与无功功率和下垂系数的数据库, 将此数据库数据作为RBF神经网络的输入, 设定一个目标预测误差阈值, 调整函数中心、宽度和连接权值, 进行数据训练。通过不断地迭代, 网络的输出误差达到阈值以下, 训练停止, 保存网络输出参数, 得到最优的下垂系数 k_p 、 k_v 。本文采用最简单的神经元, 隐含层神经元的数量取决于系统的复杂性, 即系统中使用的逆变器的数量。

3 仿真分析

为了验证所提DE-RBF混合优化算法的自适应下垂控制策略的有效性, 在Matlab/Simulink仿真平台搭建了两台DG并联的微电网, 其中, DG1与DG2的容量比为1:1。系统参数设置如表1所示。

表 1 参数设置
Table 1 Parameter setting

参数	数值
线路导纳- Y_a, Y_b, Y_c	$j75398\Omega$
电网初始相位	30°
负荷1	40 kW+j20 kvar
负荷2	8 kW+j3 kvar
下垂系数 k_p	0.000 3
下垂系数 k_v	0.000 1

3.1 DE算法中差分权重 F 与差分概率 C_R 选择对系统响应的影响

针对上述所建立仿真模型, 仅使用DE算法对下垂系数进行优化。在使用DE算法时, 根据微电网系统中需要优化的变量参数, 选择种群规模 N_p 为100。为合理选择差分权重 F 与差分概率 C_R , 选择两组不同参数对比分析, 如表2所示。在0~0.6 s时投入负荷1, 在0.6 s时投入负荷2, DG1所输出的有功功率系统响应如图4所示。

表 2 差分权重 F 与差分概率 C_R 取值

Table 2 Value of difference weight F and difference probability C_R

	差分权重 F	差分概率 C_R
参数 (组一)	0.6	1.0
参数 (组二)	0.1	0.5

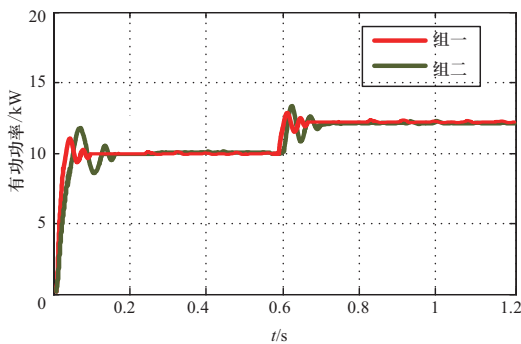


图 4 不同差分权重 F 与差分概率 C_R 下的功率输出响应

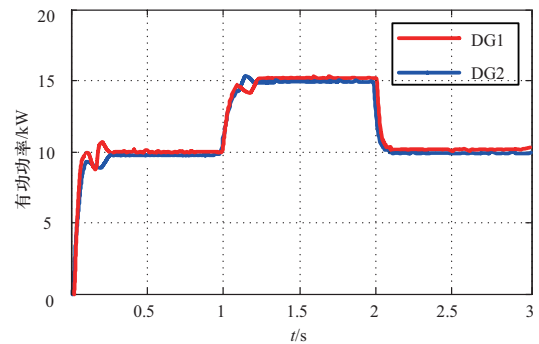
Fig. 4 Power output response under different differential weight F and differential probability C_R

如图4所示, 可以看出DE算法中, 不同差分权重 F 与差分概率 C_R 取值, 会导致DE算法输出的优化下垂系数不同。在系统负荷发生变化时, 可以看出参数一比参数二下DG1有功功率功率需要达到平衡的时间更短, 可以看出不同差分权重 F 与差分概率 C_R 对系统响

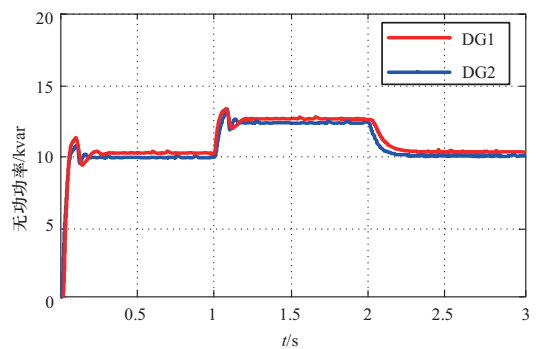
应速度有一定的影响。因此, 需要采用RBF神经网络对DE算法输出进行优化校正, 保证系统的稳定性与响应速度。

3.2 负荷投切时系统功率输出

为了验证功率分配精度和系统的动态性能, 在所搭建的仿真中, 在 $t=0$ s时投入负荷1, 在 $t=1$ s时投入负荷2, 在 $t=2$ s时切出负荷2。将所提策略与传统下垂控制下的DG功率输出做比较, 传统下垂控制系数选择如表1所示, DE算法中 F 与 C_R 取值选为组二。基于DE-RBF混合优化算法的下垂控制功率输出如图5所示, 传统下垂控制功率输出如图6所示。

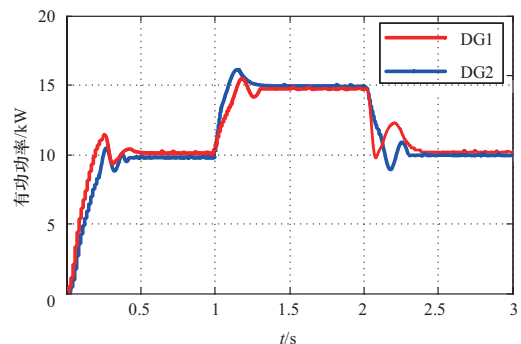


(a) 有功功率输出



(b) 无功功率输出

图 5 基于DE-RBF混合优化算法的下垂控制功率输出
Fig. 5 Droop control power output based on DE-RBF hybrid optimization algorithm



(a) 有功功率输出

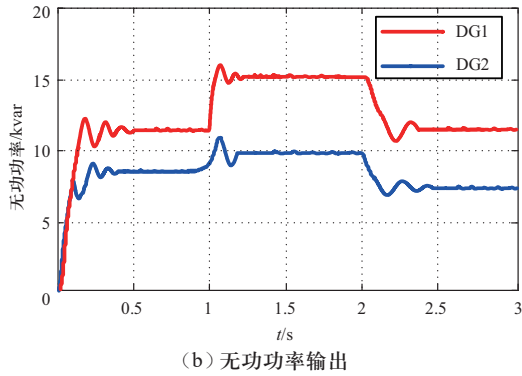


图6 传统下垂控制功率输出

Fig. 6 Traditional droop control power output

从图5和图6可以看出,在负荷投切时,虽然所提优化策略下的下垂控制与传统下垂控制均能够保证有功功率的按比例分配,但所提优化策略下的下垂控制响应速度快,能够更快的达到稳定状态。在无功功率输出时,传统下垂控制不能保证无功功率的按比例分配,而所提优化策略下的下垂控制既能够保证无功功率的按比例分配,也能够更快的使无功功率达到稳定状态。由此可见,相比于传统下垂控制,采用DE-RBF混合优化算法的下垂控制的系统动态性能更好,响应速度更快。

3.3 DE-RBF与传统DE算法的对比

在 $t=0$ s时投入负荷, DG1的无功功率输出如图7所示。从图7中可以看出, DE-RBF算法和DE算法都能够保证DG1无功功率稳定,但DE-RBF算法下DG1无功功率达到平衡的时间更短。DE算法下无功功率会偏离额定值, DE-RBF算法下的无功功率保持在额定值。同时DE-RBF算法具有更小的超调量和更好的稳定性。由此可见, RBF神经网络对DE算法输出具有较好的校正效果。

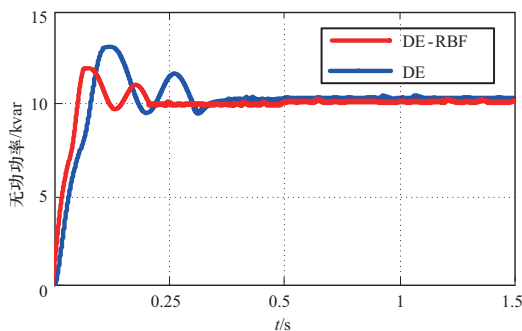


图7 DE-RBF算法和DE算法对比

Fig. 7 DE-RBF algorithm and DE algorithm comparison

3.4 交流母线电压

基于DE-RBF混合优化算法的下垂控制与传统下垂控制微电网交流母线电压曲线如图8所示。从图中可以看出,在 $t=0$ s时投入负荷1,所提优化算法与传统下垂控制电压都能够很快就能达到稳定值;在 $t=1$ s时投入负荷2,采用所提优化算法电压发生短暂的跌落,很快又回到额定值,而传统下垂控制电压发生跌落,1.35 s后恢复到稳定值,但较之前额定值有一定的跌落;在 $t=3$ s时切除负荷2,所提优化算法电压升高很快又恢复到额定值,而传统下垂控制电压升高后恢复到稳定值,但最终电压有一定的跌落。由此可见,所提出的控制方法能够满足相应的控制指标,保持电压稳定。

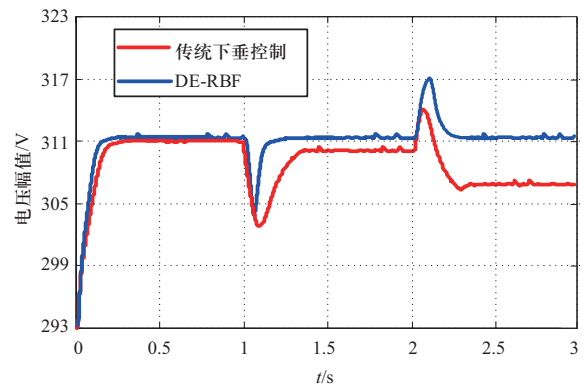


图8 微电网交流母线电压值

Fig. 8 Microgrid AC bus voltage value

4 结论

为解决孤岛交流微电网因线路阻抗各异所引起的功率无法精确分配难题,提出了一种基于DE-RBF混合优化算法的微电网自适应下垂控制策略。通过建立两台逆变器微电网系统模型,利用DE算法获得多个平衡点的下垂控制参数,并用获得的数据库用于训练RBF神经网络, RBF神经网络对所获得的下垂系数进行优化校正,实现下垂系数自适应调节。最后,通过搭建Matlab/Simulink仿真平台,验证所提控制方法的有效性与可行性。仿真结果表明,所提的基于DE-RBF混合优化算法的下垂控制方法在负荷发生变化时,系统有较好的动态性能,能够精确按照DG容量比例分配功率,并使交流母线电压稳定在预设额定值。

参考文献

- [1] 周志超, 王成山, 焦冰琦, 等. 风柴储生物质独立微网系统的优化控制[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(14): 3605-3615.
ZHOU Zhichao, WANG Chengshan, JIAO Bingqi, et al. Optimal control of wind/biomass/diesel/battery stand-alone microgrid system[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(14): 3605-3615 (in Chinese).
- [2] 耿健, 杨冬梅, 高正平, 等. 含储能的冷热电联供分布式综合能源微网优化运行[J]. 电力工程技术, 2021, 40(1): 25-32.
GENG Jian, YANG Dongmei, GAO Zhengping, et al. Optimal operation of distributed integrated energy microgrid with CCHP considering energy storage [J]. Electric Power Engineering Technology, 2021,40(1): 25-32(in Chinese).
- [3] YILMAZ U C, SEZGIN M E, GOL M. A model predictive control for microgrids considering battery aging[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2020, 8(2): 296-304.
- [4] 耿英明, 侯梅毅, 朱国防, 等. 基于虚拟阻抗的微电网有功均分阻性下垂控制策略[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(10): 132-138.
GENG Yingming, HOU Meiyi, ZHU Guofang, et al. Resistive droop control strategy of active power distribution for microgrid based on virtual impedance[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(10): 132-138(in Chinese).
- [5] 曾浩, 赵恩盛, 周思宇, 等. 基于电流一致性的直流微网自适应下垂控制[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(12): 12-21.
ZENG Hao, HAO Ensheng, ZHOU Siyu, et al. Adaptive droop control of a DC microgrid based on current consistency[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(12): 12-21(in Chinese).
- [6] ZENG Z R, YI H, ZHAI H, et al. Harmonic power sharing and PCC voltage harmonics compensation in islanded microgrids by adopting virtual harmonic impedance method[C]// IECON 2017-43rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. October 29-November 1, 2017, Beijing, China. IEEE, 2017: 263-267.
- [7] LIANG H F, DING J R, BIAN J, et al. Research on fuzzy droop control of DC microgrid based on consensus algorithm[C]//2020 4th International Conference on Smart Grid and Smart Cities (ICSGSC). August 18-21, 2020, Osaka, Japan. IEEE, 2020: 76-82.
- [8] 杨海柱, 徐锦举. 微电网并网逆变器的改进下垂控制策略研究[J]. 电子测量技术, 2016, 39(5): 36-40.
YANG Haizhu, XU Jinju. Research of improved droop control strategy for grid-connected inverters in microgrids[J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(5):36-40(in Chinese).
- [9] YANG Y J, LIU W X, YIN W Q, et al. Research on dynamic adaptive droop control strategy for microgrid[C]//2018 2nd IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2). October 20-22, 2018, Beijing, China. IEEE, 2018: 1-4.
- [10] 姚骏, 杜红彪, 周特, 等. 微网逆变器并联运行的改进下垂控制策略[J]. 电网技术, 2015, 39(4): 932-938.
YAO Jun, DU Hongbiao, ZHOU Te, et al. Improved droop control strategy for inverters parallel operation in micro-grid[J]. Power System Technology, 2015, 39(4): 932-938(in Chinese).
- [11] 孙孝峰, 杨雅麟, 赵巍, 等. 微电网逆变器自适应下垂控制策略[J]. 电网技术, 2014, 38(9): 2386-2391.
SUN Xiaofeng, YANG Yalin, ZHAO Wei, et al. An adaptive droop control method for inverters in microgrid[J]. Power System Technology, 2014, 38(9): 2386-2391(in Chinese).
- [12] GODOY R B, CANESIN C A, PINTO J O P. Optimized dynamic response of parallel operation of two single phase inverters based on evolutionary theory[C]//SPEEDAM. June 14-16, 2010, Pisa, Italy. IEEE, 2010: 1135-1140.
- [13] GODOY R B, PINTO J O P, ALBERTO CANESIN C, et al. Differential-evolution-based optimization of the dynamic response for parallel operation of inverters with No controller interconnection[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59(7): 2859-2866.
- [14] QUEDAN A, QIAO W, ASGARPOOR S. Islanded microgrid power sharing using an RBF neural network[C]//2020 52nd North American Power Symposium (NAPS). April 11-13, 2021, Tempe, AZ, USA. IEEE, 2021: 1-6.
- [15] KAFLE L, NI Z, TONKOSKI R, et al. Frequency control of isolated micro-grid using a droop control approach[C]//2016 IEEE International Conference on Electro Information Technology (EIT). May 19-21, 2016, Grand Forks, ND, USA. IEEE, 2016: 771-775.
- [16] 张雪霞, 陈维荣, 戴朝华. 带局部搜索的动态多群体自适应差分进化算法及函数优化[J]. 电子学报, 2010, 38(8): 1825-1830.
ZHANG Xuexia, CHEN Weirong, DAI Chaohua. Dynamic multi-group self-adaptive differential evolution algorithm with local search for function optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(8): 1825-1830(in Chinese).
- [17] LI R, YANG J B, TUO X G, et al. Unfolding neutron spectra from water-pumping-injection multilayered concentric sphere neutron spectrometer using self-adaptive differential evolution algorithm[J]. Nuclear Science and Techniques, 2021, 32(3): 26.
- [18] SESHAGIRI S, KHALIL H K. Output feedback control of nonlinear systems using RBF neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2000, 11(1): 69-79.
- [19] 高明明, 赵晋斌, 屈克庆, 等. 基于RBF神经网络的直流微电网均流控制策略[J]. 可再生能源, 2020, 38(3): 396-403.
GAO Mingming, ZHAO Jinbin, QU Keqing, et al. Current

sharing control strategy for DC microgrid based on RBF neural network[J]. Renewable Energy Resources, 2020, 38(3): 396-403(in Chinese).

[20] 柴杰, 江青茵, 曹志凯. RBF神经网络的函数逼近能力及其算法[J]. 模式识别与人工智能, 2002, 15(3): 310-316.

CHAI Jie, JIANG Qingyin, CAO Zhikai. Function approximation capability and algorithms of RBF neural networks[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2002, 15(3): 310-316(in Chinese).

收稿日期: 2022-03-28; 修回日期: 2022-09-28。



吴丽珍

作者简介:

吴丽珍(1973), 女, 教授, 博士, 主要研究方向为分布式发电技术、微电网与微能源网的稳定运行与控制。通信作者, E-mail: wulzlut@163.com。

魏建平(1998), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为分布式发电技术、微电网的稳定运行与控制。

丁安邦(1995), 男, 硕士研究生, 研究方向为分布式发电与微电网协同控制。

陈伟(1976), 男, 教授/博士研究生导师, 博士, 主要研究方向为智能电网的电能质量分析与控制。

(责任编辑 张鹏)