

多逆变器并网条件下新型孤岛检测方法研究

谢东, 臧大进, 高鹏, 司伟, 汪谦

(铜陵学院 电气工程学院, 安徽 铜陵 244000)

摘要: 多逆变器并网孤岛检测方法包括被动式孤岛检测和主动式孤岛检测两大类。文章首先分析了一种主动式多逆变器并网孤岛检测方法, 即注入负序扰动电流的孤岛检测法。针对该方法的缺点, 提出了一种新型被动式多逆变器并网孤岛检测方法, 即小波技术与神经网络相结合的孤岛检测法。该方法先利用小波变换技术获取相应的信号特征, 再利用神经网络根据其获取的信号特征对分布式发电系统的孤岛或非孤岛工作状态进行辨识。仿真结果表明, 该方法有很好的孤岛检测性能, 且检测时间短, 同时不会影响系统的稳定性和供电质量。

关键词: 分布式发电; 孤岛检测; 小波变换; 神经网络

中图分类号: TM773 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-349X(2023)06-0011-06

DOI: 10.16160/j.cnki.tsxyxb.2023.06.003

Research on a New Islanding Detection Method Under the Condition of Multiple Grid-Connected Inverters

XIE Dong, ZANG Da-jin, GAO Peng, SI Wei, WANG Qian

(School of Electrical Engineering, Tongling University, Tongling 244000, China)

Abstract: Islanding detection methods for multiple grid-connected inverters include passive and active islanding detection. This paper first analyzes an active islanding detection method, which is conducted by injecting negative sequence disturbance current. Considering the shortcomings of this method, a new passive multiple grid-connected inverter islanding detection method is proposed, which combines wavelet technology and neural network. In this method, the wavelet transform technology is used to obtain the corresponding signal features, and then the neural network is used to identify the islanding or non-islanding working state of the distributed generation system according to the obtained signal features. The simulation results show that this method has excellent islanding detection performance, short detection time, and does not affect the stability and power quality of the system.

Key Words: distributed generation; islanding detection; wavelet transform; neural network

0 引言

在采用风能、太阳能发电的分布式发电系

统中, 孤岛效应是系统必须要解决的一个关键问题。孤岛是指当主供电网络因故障、检修等

基金项目: 安徽省高等学校自然科学研究项目(KJ2020A0697)

作者简介: 谢东(1968—), 男, 湖南长沙人, 教授, 博士, 研究方向为新能源及分布式发电技术;

臧大进(1968—), 男, 江苏姜堰人, 教授, 博士, 研究方向为智能控制和智能信息处理。

原因而断开时,分布式发电系统还在给负载供电,与负载一起形成一个孤立的电力系统,这会使电网维修人员和电力设备的安全受到极大威胁。所以,孤岛保护是分布式发电系统中并网逆变器必须具有的一种强制性功能^[1]。

目前,并网逆变器的孤岛检测方法大多是基于单台逆变器并网的工作环境,而多逆变器并网条件下的孤岛检测技术尚不够成熟,许多孤岛检测方法能有效检测出单台逆变器并网时出现的孤岛,而多逆变器同时并网时其孤岛检测性能显著下降。因此,对多逆变器并网条件下的孤岛检测方法展开研究有着重要的理论和实际价值。

孤岛检测方法可分为两大类^[2]。第一类为主动式方法,即在电压、电流等信号中注入扰动分量,孤岛未发生时,扰动分量不足以让电压的幅值、频率等参数偏离正常范围,而孤岛发生时,电压的幅值、频率等参数在扰动分量作用下逐渐偏离正常值,逆变器由此检测出孤岛效应并采取相应的保护措施。第二类为被动式方法,不需要在信号中注入扰动分量,而是直接根据孤岛发生前后有关信号参数的明显变动来检测孤岛的发生^[3]。

1 注入负序扰动电流的主动式孤岛检测法

传统的被动式多逆变器并网孤岛检测方法,包括过/欠电压法、过/欠频率法等,存在检测盲区大、检测速度慢的缺点^[4],为此本文首先介绍一种典型的主动式多逆变器并网孤岛检测方法。下面以三相分布式发电系统为例,分析该孤岛检测法的工作原理。系统中各逆变器的电流控制采用基于 dq 变换的策略,如图 1 所示。

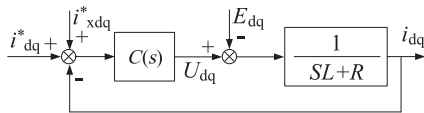


图 1 逆变器的控制策略示意图

图 1 中, i_{dq}^* 表示电流的 d, q 两个分量给定信号, i_{xdq}^* 表示注入的负序分量。在闭环控制下,可得式(1):

$$\begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_d^* + i_x \sin(628t) \\ i_q^* + i_x \cos(628t) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式(1)通过坐标变换即可得三相静止坐标系中 a, b, c 三相的电流表达式,为:

$$\begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_a^+ + i_a^- \\ i_b^+ + i_b^- \\ i_c^+ + i_c^- \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_m \sin(314t) + i_x \sin(314t) \\ i_m \sin(314t - 120^\circ) + i_x \sin(314t + 120^\circ) \\ i_m \sin(314t + 120^\circ) + i_x \sin(314t - 120^\circ) \end{bmatrix} \quad (2)$$

式(2)中, i_a^- , i_b^- , i_c^- 分别为 a, b, c 三相中的负序电流扰动分量。

逆变器并网运行时,由于公共耦合点处电压受主电网电压的钳制,电压的负序分量大小为 0。产生孤岛后,若逆变器的输出电流能准确跟踪其信号给定值,则公共耦合点处电压表达式为:

$$\begin{bmatrix} U_a \\ U_b \\ U_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Z_a i_a \\ Z_b i_b \\ Z_c i_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Z_a i_a^+ + Z_a i_a^- \\ Z_b i_b^+ + Z_b i_b^- \\ Z_c i_c^+ + Z_c i_c^- \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} U_a^+ + U_a^- \\ U_b^+ + U_b^- \\ U_c^+ + U_c^- \end{bmatrix} \quad (3)$$

式(3)表明公共耦合点处电压的负序分量在出现孤岛后有明显增大。因此,可通过检测系统在公共耦合点处电压的负序分量是否有明显的幅值变化来判定孤岛出现与否。公共耦合点处电压负序分量的幅值检测步骤如下。

第一步是通过对称分量法得出 a, b, c 三相电压的正序分量 U_{abc}^+ :

$$U_{abc}^+ = [U_a^+ \quad U_b^+ \quad U_c^+]^T = [T] U_{abc} \quad (4)$$

式(4)中,

$$[T] = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & a^2 & a \\ a & 1 & a^2 \\ a^2 & a & 1 \end{bmatrix}, a = e^{j\frac{2\pi}{3}}.$$

第二步是用 Clarke 变换计算两相静止坐标系下公共耦合点处电压的正序分量 $U_{\alpha\beta}^+$:

$$U_{\alpha\beta}^+ = C_{32} U_{abc}^+ = C_{32} [T] C_{23} U_{\alpha\beta} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & -q \\ q & 1 \end{bmatrix} U_{\alpha\beta}^+ \quad (5)$$

式(5)中,

$$C_{32} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix};$$

$$U_{\alpha\beta} = [U_{\alpha} \quad U_{\beta}]^T = C_{32} U_{abc};$$

$q = e^{-j\frac{\pi}{6}}$, 为旋转因子, 可由广义积分实现。

第三步是求取两相静止坐标系下公共耦合点处电压的负序分量 $U_{\alpha\beta}^-$:

$$U_{\alpha\beta}^- = U_{\alpha\beta} - U_{\alpha\beta}^+ = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & q \\ -q & 1 \end{bmatrix} U_{\alpha\beta}^+ \quad (6)$$

第四步是利用锁相环检测公共耦合点处电压负序分量幅值 U_m^- 。图 2 为锁相环的结构图。

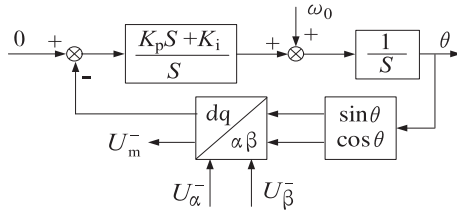


图 2 锁相环的结构示意图

同步旋转坐标下, 信号负序分量频率为基频的 2 倍, 为了保证逆变器的输出电流能够快速、准确地跟踪其给定值, 图 1 中所设计的电流调节器 $C(s)$, 其传递函数表达式为:

$$C(s) = k_p + \frac{k_{ip}}{s} + \frac{k_{in}s}{s^2 + 4\omega^2} \quad (7)$$

式(7)表明, 在比例积分控制的基础上, 增加了 $\frac{k_{in}s}{s^2 + 4\omega^2}$ 项, 它可以使逆变器的输出电流负序分量在稳态时没有误差。

2 小波技术与神经网络相结合的被动式孤岛检测法

上述注入负序扰动电流的主动式孤岛检测法, 和其他主动式检测方法存在同样的缺点, 即在给定信号中增加干扰分量不利于系统的稳定性, 并且扰动信号增大了逆变器输出电流的谐

波成分, 降低了分布式发电系统的供电质量^[5]。针对主动式多逆变器并网孤岛检测方法的不足, 本文提出了一种小波技术与神经网络相结合的新型被动式多逆变器并网孤岛检测法, 该方法能够充分发挥小波技术与神经网络技术在信号特征提取与辨识上的强大能力。

2.1 工作原理

该被动式多逆变器并网孤岛检测法工作原理如图 3 所示。首先, 逆变器对公共耦合点处的电压数据及逆变器输出电流数据进行采集, 将采集到的信号数据先作小波变换, 从而获得相应的小波系数; 其次, 将获得的小波系数按算法公式进行处理, 并由此得到孤岛检测所需的信号特征向量; 最后, 由神经网络根据这些信号特征向量进行系统状态的识别, 当识别出系统处于孤岛状态时, 逆变器即采取相应的孤岛保护措施, 反之则不启动孤岛保护。

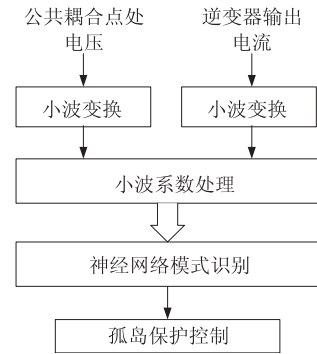


图 3 孤岛检测的工作原理

2.2 小波变换算法

为减少计算量, 本文采用能实现快速运算的提升小波算法进行信号特征向量的提取。提升小波变换基本过程可以分为分裂、预测和更新三个环节, 通过预测和更新两个提升环节实现信号的高低频分离。经过小波提升, 可将信号 S_j 分解为低频分量 S_{j-1} 和低频分量 D_{j-1} ; 对于低频数据子集 S_{j-1} 可以再进行相同的分裂、预测和更新, 把 S_{j-1} 进一步分解为 S_{j-2} 和 D_{j-2} ; 如此下去, 经过 n 次分解后, 原始数据 S_j 的小波系数可表示为 $\{S_{j-n}, D_{j-n}, D_{j-n+1}, \dots, D_{j-1}\}$ 。其中, S_{j-n} 代表信号的低频分量, 而 $\{D_{j-n}, D_{j-n+1}, \dots, D_{j-1}\}$ 则是信号从高层到低

层的高频分量系数。

2.3 特征量的算法处理

本文选择公共耦合点处电压数据及逆变器输出电流数据作为样本信号,以获取孤岛检测所需的信号特征。对所选择的这两种信号先作四层小波分解,分解后可获得四层小波系数的高频分量。每一层的高频分量数据都先取绝对值,再求其平均值。按照这样的算法处理,公共耦合点处电压对应的四层高频分量所构造出的信号特征向量分别表示为 $Du1, Du2, Du3, Du4$ 。逆变器输出电流也作同样的算法处理,对应的四层高频分量所构造出的信号特征向量分别表示为 $Di1, Di2, Di3, Di4$ 。上述 8 个信号特征向量输送到神经网络的输入层,由神经网络根据这些信号特征向量来检测系统孤岛的发生。

2.4 神经网络结构设计和算法改进

神经网络对非线性系统有着非常好的辨识效果,为此本文采用它对分布式发电系统的孤岛和并网状态进行辨识。本文选择的是学习能力较强的改进型 BP 神经网络,它是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,其拓扑结构分为三层:输入层、隐层、输出层。输入层节点数根据所训练样本的向量维数来确定,通常两者的数目相等,输出层节点数则取决于所分类的类别数。本文所构造的信号特征向量有 8 个,输入层节点数选择为 8 个即可。由于所分类的类别数只有孤岛和并网两种状态,由单个节点不同输出状态就能加以区分,所以输出层节点数选择为 1 个。隐层节点数按下面的经验公式进行选择:

$$l = \sqrt{n+m} + \alpha. \quad (8)$$

式中, l 表示隐层节点数, n 表示输入节点数, m 表示输出节点数, α 为在 1—10 之间所选的一个常数。

根据神经网络反复训练和实际测试的结果,发现隐层节点数在 10—12 个时,孤岛检测成功率最高,综合考虑神经网络的训练速度与辨识效果,本文隐层节点数选择为 12 个。

BP 网络的学习算法采用的是带动量项的一种快速寻优算法,算法的权值调整公式如下:

$$\Delta W(n) = \eta \frac{\partial E}{\partial W}(n) + \alpha \Delta W(n-1). \quad (9)$$

式中, $\Delta W(n)$ 表示权值本次迭代的调整量; $\alpha \Delta W(n-1)$ 表示权值调整动量项,这里 α 为动量因子,取值为 $0 < \alpha < 1$; E 表示学习误差; η 是学习步长,为固定值。

式(9)所示学习算法有着易进入局部极小态的缺点,这会导致 BP 网络的学习时间延长甚至学习不能收敛。另外,学习步长 η 固定不变会使神经网络很难保持最佳学习状态,从而降低学习效率。

为消除上述算法缺陷,本文采用了一种改进型学习算法,其改进公式为:

$$\eta = k_1 \eta_0 + k_2 [2O_k(n) - 1]^2 + k_3 \operatorname{sign} \left[\frac{\partial E}{\partial W}(n) \cdot \frac{\partial E}{\partial W}(n-1) \right]. \quad (10)$$

式(10)表明,学习步长 η 共包括三项。第一项为 $k_1 \eta_0$, 其中 $\eta_0 = 0.3$, 表示固定步长, k_1 则根据每次训练后误差 E 的变化作相应的改变,训练初期误差 E 较大, k_1 取 2, 以增大学习步长,从而加快迭代速度;训练后期误差 E 变小,则 k_1 取 1, 以避免在学习过程中出现振荡现象而导致神经网络训练时间延长。

式(10)的第二项中, $O_k(n)$ 表示本轮迭代 BP 网络节点的输出量。由于 BP 网络激活函数 sigmoid 的数值范围在 0 到 1 之间,所以式(10)中的第二项 $k_2 [2O_k(n) - 1]^2$ 的大小随神经元输出量作优化变动,当 sigmoid 函数接近饱和区时, $k_2 [2O_k(n) - 1]^2$ 相应变大,这有利于学习梯度变化率增加,从而使训练加速。这里 k_2 经反复测试设定为 0.1。

式(10)的第三项则是根据两次连续迭代后梯度方向 $\partial E / \partial W(n)$ 的正负符号来动态改变学习步长 η 的大小,这里 k_3 经反复测试设定为 0.1。在式(10)中增加第三项可以消除进入误差曲面的复杂峡谷区域后固定学习步长不适应复杂变化而训练速度变慢的情况。

采用式(10)所示的变步长改进算法,神经网络在训练中的迭代次数大为减少,使得训练时长比固定步长的学习算法的训练时长有明显下降。

2.5 孤岛检测的仿真实验

为验证本文提出的小波技术与神经网络相结合的孤岛检测方法在多逆变器并网条件下的检测效果,利用 Matlab 仿真软件进行了仿真验证。仿真模型设计为 3 台采用电流控制的三相逆变器同时并网工作,其输出电流幅值均设定为 8 A,电网电压幅值设定为 311 V。

图 4 为产生孤岛的仿真波形。图 4 左侧标注的 ia_1 — ia_3 分别表示三台逆变器输出电流的 A 相电流波形, i_{grid} 表示主电网电流波形, u_{grid} 表示主电网电压波形。由图 4 可知,主电网电流 i_{grid} 在 0.02 s 处下降到 0,所以在 0.02 s 处主电网断开产生了孤岛。在 0.06 s 处 ia_1 — ia_3 这三个电流数值均降为 0,说明三台逆变器都能检测出孤岛的发生并实施了孤岛保护,且孤岛检测时间只有 0.04 s,远低于国标 GB/T 19939—2005 中提出的孤岛检测时间不超过 2 s 的规定。

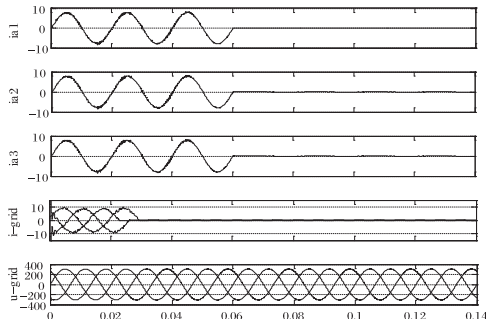


图 4 产生孤岛的仿真波形

图 5 是主电网电压幅值产生突变的仿真波形。设定在 0.042 s 处主电网电压幅值突降 40%。由图 5 可看出,主电网电压在 0.042 s 处瞬间明显降低,主电网电流也随之改变。由于主电网电压幅值变动不属于孤岛状态,孤岛保护不启动,所以图 5 中 ia_1 — ia_3 波形均未发生变动,表明三台逆变器均识别出系统仍处于并网状态,未把这种电压扰动误判为孤岛的发生。

图 6 是出现相间短路时的仿真波形。设定 0.06 s 处发生 A、B 两相短路。由图 6 可见,在 0.06 s 处主电网电流瞬间显著增大,主电网电压也随之改变。由于相间短路也不属于孤岛状态,孤岛保护不启动,所以图 6 中 ia_1 — ia_3 波形

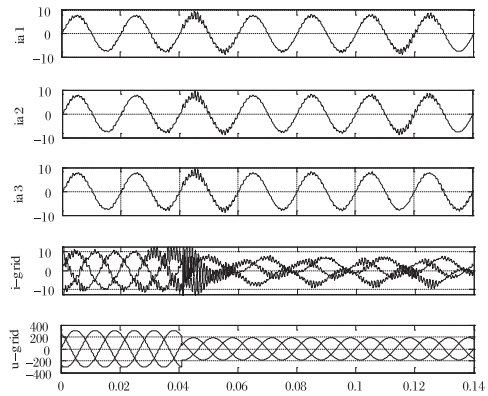


图 5 主电网电压幅值产生突变的仿真波形

同样没有变动,表明三台逆变器仍在正常工作,未把系统短路时出现的扰动误判为孤岛的发生。

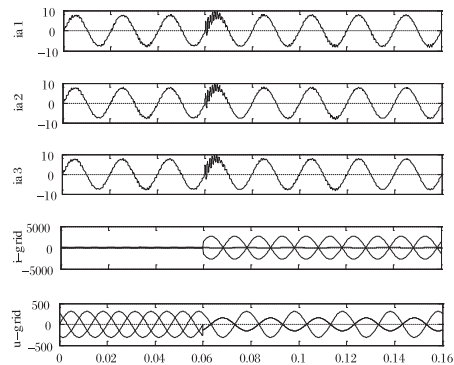


图 6 出现相间短路时的仿真波形

由上述三组仿真验证的波形可以看出,本文提出的小波技术与神经网络相结合的孤岛检测法在多逆变器并网环境中能够快速检测出系统的孤岛状态。而且当系统出现电压突降或线路短路等扰动时,不会误判为孤岛状态而实施孤岛保护。

3 结论

本文对多逆变器并网条件下孤岛检测的方法展开了研究。首先分析了注入负序扰动电流的多逆变器并网孤岛检测法,针对这种主动式孤岛检测方法的不足,提出了一种被动式多逆变器并网孤岛检测方法,即小波技术与神经网络相结合的孤岛检测法。该方法充分发挥了小波变换的特征提取能力强和神经网络的辨识能力强的优点,在多逆变器并网条件下具有良好的孤岛检测性能。仿真验证的结果表明,该被动式孤岛检测法能够准确地分辨出分布式发电

系统的孤岛状态,且不会将电压突变、线路短路等扰动误判为孤岛的发生。同时,孤岛检测时间仅需 0.04 s,非常迅速。

总之,本文提出的小波技术与神经网络相结合的孤岛检测法,既克服了过/欠电压法、过/欠频率法等传统的被动式多逆变器并网孤岛检测法所存在的检测盲区大、检测速度慢的缺点,又克服了主动式多逆变器并网孤岛检测法对系统稳定性和供电质量有不利影响的缺点,非常适合多逆变器并网条件下的孤岛检测,因此有着广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] SONG G H, CAO B, CHANG L C. A passive islanding detection method for distribution power systems with multiple inverters[J]. IEEE Journal of Emerging and
- Selected Topics in Power Electronics, 2022, 10(5): 5727 - 5737.
- [2] DAMASCENO D P, DIAS M P, OTA J I Y, et al. A passive islanding detection scheme for a bipolar DC microgrid[C]. Nadi: 2022 IEEE 7th Southern Power Electronics Conference, 2022: 1 - 6.
- [3] 孙振奥, 杨子龙, 王一波, 等. 适用于分布式多逆变器系统的混合孤岛检测法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(13): 3590 - 3598.
- [4] 陶良帅, 滕锋雷, 陈文帅, 等. 被动式孤岛保护在智能电能表中的应用[J]. 电工技术, 2023, 44(9): 118 - 121.
- [5] 张涛, 李志广, 赵常明, 等. 分布式光伏发电系统的孤岛检测方法研究[J]. 电工技术, 2023, 44(6): 55 - 57.
- (责任编辑: 李秀荣)
- (上接第 10 页)
- [9] 岳永胜, 罗志远, 姬霖. 矿山生态修复监测指标体系构建与应用[J]. 测绘通报, 2022(12): 136 - 140.
- [10] ZHANG P P, CHEN X D, REN Y, et al. A novel Mine-Specific Eco-Environment Index (MSEEI) for mine ecological environment monitoring using landsat imagery[J]. Remote Sensing, 2023, 15(4): 933.
- [11] HE Y J, CHEN S Z, ZHANG B, et al. Multimedia tilt photography-assisted remote sensing technology in mine ecological restoration[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022(12): 1 - 5.
- [12] RUAN M Y, HU Z Q, DUAN X Y, et al. Using UAV and field measurement technology to monitor the impact of coal gangue pile temperature on vegetation ecological construction[J]. Remote Sensing, 2022, 14(2): 353.
- [13] 张立亚. 基于图像识别的煤矿井下安全管控技术[J]. 煤矿安全, 2021, 52(2): 165 - 168.
- [14] 曹玉超, 范伟强. 基于不同深度识别算法的矿井水位标尺刻度识别性能分析与研究[J]. 煤炭学报, 2019, 44(11): 3529 - 3538.
- [15] 肖家麟, 李钰, 袁晴龙, 等. 基于恒虚警率的深度神经网络 Dropout 正则化方法[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2022, 48(1): 87 - 98.
- [16] 刘海欣. 复杂环境下的特定物体识别算法研究与实现[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- [17] 李玺, 查宇飞, 张天柱, 等. 深度学习的目标跟踪算法综述[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(12): 2057 - 2080.
- [18] 樊星, 赵祥模, 刘占文, 等. 基于多尺度卷积神经网络的交通标志识别方法[J]. 现代电子技术, 2019, 42(15): 134 - 138.
- (责任编辑: 李秀荣)