

基于小波变换和神经网络的光伏发电孤岛效应检测方法

郝忠梅^{1,2},张世恒³,朱瑞婷⁴,李胜杰⁵,刘双喜^{1,2*},彭宏⁶

1. 山东农业大学机械与电子工程学院, 山东 泰安 271018
2. 山东农业大学山东省园艺机械与装备重点实验室, 山东 泰安 271018
3. 国网西宁供电公司, 青海 西宁 810008
4. 上海电力学院电气工程学院, 上海 200090
5. 国网山东茌平县供电公司, 山东 茌平 252100
6. 国网天津市电力公司城东供电分公司, 天津 300250

摘要: 针对分布式发电系统的孤岛现象检测, 本文提出了基于小波分析和神经网络的孤岛效应检测方法。该方法对公共耦合点的电压采样, 并经小波分解后得到电压变化的细节分量, 将其输入神经网络进行学习、训练。测试结果表明, 小波神经网络的检测方法正确率可达98%以上。当孤岛效应发生时, 该方法能够快速准确地检测出来, 既解决了对电网造成谐波污染的问题, 又减小了不可检测域的存在。

关键词: 光伏逆变; 孤岛效应; 小波变换; 神经网络

中图分类号: TM615

文献标识码: A

文章编号: 1000-2324(2016)02-0254-05

A Method Detecting the Island Effect of the Photovoltaic Power Generation Based on the Wavelet Transform and Neural Network

XI Zhong-mei^{1,2}, ZHANG Shi-heng³, ZHU Rui-ting⁴, LI Sheng-jie⁵, LIU Shuang-xi^{1,2*}, PENG Hong⁶

1. College of Mechanical & Electronic Engineering/Shandong Agricultural University, Taian 271018, China
2. Shandong Provincial Key Laboratory of Horticultural Machinery and Equipment/Shandong Agricultural University, Taian 271018, China
3. State Grid Xining Electric Power Company, Qinghai 810008, China
4. College of Electrical Engineering/Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China
5. Chi-ping County Power Supply Bureau of Shandong Grid, Chiping 252100, China
6. East City Power Supply Bureau of State Grid Tianjin Municipal Electric Power Company, Tianjin 300250, China

Abstract: Based on the wavelet analysis and neural network, a method detecting the island effect is presented in this paper to detect the island phenomenon for distributed power generation system. The method first involves sampling the common coupling point voltage and decomposing the wavelet, then the detailed weight of the voltage change could be obtained and input into the neural network for learning and training. The results proves that the accuracy of detection method of wavelet neural network could be more than 98%. The occurrence of island effect can be detected duly and precisely, thus tackling the problem of harmonic pollution to power network and removing the undetectable domain.

Keywords: Photovoltaic inverter; island effect; wavelet transform; neural network

传统观念认为, 由于光伏并网逆变器一般工作在电流控制模式, 当运行在孤岛运行模式下, 系统内的电压无法控制, 给用户和光伏发电设备的运行带来安全隐患; 当电网处于故障情况下, 如果光伏并网逆变器系统检测不到故障, 仍旧运行在原有的并网情况, 会损坏并网设备, 如并网逆变器等, 由于光伏电源的继续通电也会威胁电力检修人员的人身安全, 所以, 电力规程 UL1741 有了明确的规定, “光伏电源必须在电网发生故障时停止运行, 才能够确保孤岛的安全保护”

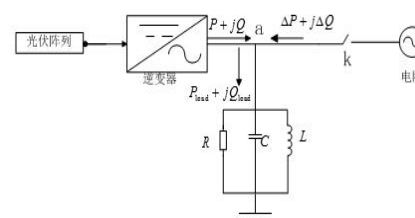


图1 光伏发电基本原理图

Fig.1 The basic principle of Photovoltaic (PV)

1 光伏微网的孤岛检测基本原理

光伏并网发电的基本原理图如图1所示, 系统正常工作时, 断路器处于闭合状态, 系统此时属并网运行, 电网和光伏发电系统同时向负载供电; 当电网由于电气故障或误操作等原因停电时, 即断路器处于断开的状态时, 光伏系统没能及时的检测到, 还是持续的将电能供给负载, 所以孤岛效

收稿日期: 2015-06-15

修回日期: 2015-07-03

作者简介: 郝忠梅(1971-),女,副教授,博士,主要从事电气工程及新能源研究. E-mail:xizhongmei@126.com

*通讯作者: Author for correspondence. E-mail:lentree@sdau.edu.cn

应就产生了, 自给负载供电。

通过图 1 可以看出, 光伏微电网中的光伏电池会在光照条件下蓄能并最终输出直流电流, 输出的直流经过 DC/AC 逆变器并联接到电网上对用户进行供电, 所以若要分析微电网孤岛检测, 逆变器孤岛检测就是其基础, 处于分析方便考虑, 我们首先要分析单个逆变器工作的问题。

图 1 中, 当光伏逆变器处于并网运行状态时, 运用电流型控制方法, 功率因数为 1, 输出电流波形为正弦波, 该正弦波和电网是同频同相位的。在测试反孤岛状态的时候, 局部负载用 IEEE.std 1547 规定的“并联 RLC 谐振负载”来代替, 以期模拟孤岛状态的最严重情况, 并且负载品质因数 Q_f 等于 2.5。

当电网在正常情况下运行时, 逆变器向负载提供有功功率和无功功率, 分别用 P 、 Q 表示; 用 ΔP 表示电网向负载提供的有功功率, 用 ΔQ 表示为电网向负载提供的无功功率, 负载产生的无功功率、有功功率分别用 Q_{load} 、 P_{load} 来表示。其功率的表达式为:

$$P_{load}=P+\Delta P \quad (1)$$

$$Q_{load}=Q+\Delta Q \quad (2)$$

若负载的功率等于逆变器输出的功率, 即 $P_{load}=P$ 、 $Q_{load}=Q$, 当电网一侧断路器断开时, 负载将由光伏系统继续供电, 同时, 逆变器的输出电压是由并联 RLC 负载决定的, 逆变器的输出电流可以保持同端电压处于同一频率下, 从而电流频率和负载的谐振频率可以保持一致。

在并网发电处于运行状态时, 由于光伏系统一般工作于单位功率因数, 那么 $Q=0$, $Q_{load}=\Delta Q$ 。在图 1 中, 可以得出, 对于 RLC 负载, 其有功功率与无功功率的计算公式为:

$$P_{load} = \frac{U_a^2}{R} \quad (3) \quad Q_{load} = \frac{U_a^2}{\frac{1}{\omega L} - \omega C} \quad (4)$$

其中, 节点 a 处的电压值用 U_a 表示。逆变器在并网运行过程中, 电网始终控制着电压的幅值和频率。如果发生非计划孤岛效应时, 也就是电网断路器断开时, 假如 ΔP 或者 ΔQ 的值非常大, 由于负载功率同 PV 系统输出的功率不匹配, 使 PV 系统输出频率或电压会发生非常大的变化。

2 孤岛效应的传统检测方法

孤岛检测有两类方法: 无源和有源式。无源式检测方法, 即被动检测法, 它利用电压幅值、频率、相位或谐波等变化特征来判断孤岛现象发生与否, 但是, 当出现逆变器输出和负载功率相平衡的状况时, 就会有检测盲区存在。而主动孤岛检测方法是通过将频率、电流或者相位干扰信号加在并网逆变器的输出侧, 这样在电网发生断电时, 线路电压会发生变化, 因为扰动信号的干扰, 在线路电压上就会表现出来, 而这种现象会不断积累, 以检测是否发生了孤岛现象, 虽然这种方法能减小检测盲区, 但是这种检测方法可能会对电网造成一定的谐波污染, 会造成光伏电源端口电压幅值或者频率越限, 具有破坏性, 容易引起光伏电源并网和离网模式切换过程中的过电流或过电压, 不利于两种模式的平滑切换。

为了避免传统检测方法可能引发的问题, 本文设计了基于小波分析和神经网络的小波神经网络孤岛效应检测方法。当孤岛效应发生时, 该方法能够快速准确地检测出来, 这种检测方法既解决了可能对电网造成谐波污染的问题, 又减小了不可检测域的存在, 并且对于检测的速度也有一定的优化, 不影响电压和频率的质量, 还能够完成孤岛效应发生后能“无缝转换”到孤岛运行模式。

3 基于小波神经网络的孤岛检测

3.1 基于小波神经网络的孤岛检测原理

对于分析瞬变信号, 小波变换尤其有效, 因此可以把小波变换用于检测孤岛是否产生的瞬变信号。当电网处于断电状态下时, 必然会影响公共耦合点 PCC 电压, 此时 PCC 处电压发生的变化, 很大程度上是由于引入了大量的高频分量。由于电压或频率的数值在时域上的变化并不显著, 用傅里叶分析无法捕捉到高频分量的出现, 在时域分析层面上, 不能满足分析的需求, 因此, 本文提出的基于小波神经网络的孤岛检测的思想是: 对公共耦合点的电压进行采样, 并进行小波分解, 小波分解后便可得到电压变化的细节分量, 用分解出的细节分量就可判断出孤岛效应发生与否, 只是

靠人的肉眼无法分辨出它们,因此引入了神经网络的理论。神经网络的输入是以大量数据为前提的,数据越多,输出结果就会有越大的可信度。本文神经网络的输入值为小波分解得到的细节分量,经 BP 神经网络系统处理判别后确定当前电力系统所处的运行状态,以便确定是否控制相应的保护装置来改变当前的工作状态模式,从而确保电网的稳定运行。

3.2 基于小波神经网络的孤岛效应检测方法

考虑到如果发生了孤岛现象,往往伴随着电压幅值或频率的变化,必将引入某些高频分量,本文中采样电压值选自光伏系统与本地负载连接的公共耦合点 PCC 处,由于公共连接点电压的被检测值是模拟电压信息,需先把模拟电压量转变成数字量信息,出于对采样信号准确性的考虑,采样频率采用高频 64000 Hz,也就是采样速率为 1280 点每周波,然后对数字量信息进行数字低通滤波、降噪处理;最后对已经过数字处理后的数据量进行小波分解,本文采用四阶小波分解。

对于对信号分析进行小波分析时母小波的选取,会直接影响到孤岛检测的准确率。母小波的紧支性“能把相邻分解级间信号能量的渗漏减少”,突出了小波分析的局部分析能力。而当母小波越大时,其能提供的信号的精确性和完整性就越能得到保证,母小波特性中的正交性能允许原始信号的重构。由于 DBN 小波系(N 为小波序号)具有小波的紧支性、消失矩、正交性等所有特性,使其非常适用于分析瞬态信号。其中 db4 小波是 DBN 小波系中具有最紧凑的特点的小波,经其处理的信号特征量差异最明显,故选择 db4 小波作为本次孤岛检测用的母小波。公共耦合点 PCC 点电压通过小波变换的多分辨分析获取了电压的四组离散小波分解序列,分别与不同尺度下的小波序列相对应,电压信号的特征能在不同的尺度下被反映出来。由于根据分解后的小波细节系数, PCC 点电压值的高阶分量可以实时地被捕捉到,因此本文的方法对小波细节系数的幅值进行检测。当孤岛效应发生瞬间,公共耦合点 PCC 电压会发生突然的变化,电压突变是由于引入了高频分量,而这些高频分量会使小波系数发生明显变化,通过仿真实验得出,一、二、三阶小波系数的变化最为明显。由香农定理,“在基波频率以上最多可进行 7 层分解,每层高频分量(细节分量)为 $d_1 \sim d_7$ ”,由于孤岛检测电压值小波分解后的第七层高频系数 d_7 的细节分量已很不显著,所以下面仅仅将电压值小波分解到第六层。

神经网络的复杂程度越低,其实时性的进行孤岛检测的准确性越高。为了使神经网络的分析过程得到简化,神经网络的输入量个数不宜过多,因此,对于识别分辨率很小的特征量将不作为神经网络的输入量,因识别分辨率很小的特征量对结果影响较小,这样准确率不会受到较大影响。通过分析孤岛与非孤岛状态下 6 个尺度的小波系数,也是出于对准确率的考虑,本文只选择了 d_1 、 d_2 和 d_3 的小波系数输入到神经网络进行识别。经过小波分解后得到的特征量,通过设定阈值很难通过肉眼或工具鉴别出光伏发电系统的孤岛与非孤岛状态,需借助 BP 神经网络这一强有力的系统辨识工具。本文将电压信号经过小波分解后得到的第一层高频系数 d_1 、第二层高频系数 d_2 、第三层高频系数 d_3 作为神经网络中输入层的三个特征值,输入到神经网络系统,进行学习、训练。当电网输入检测到的实际电压值时,小波神经网络就可以分辨出孤岛效应发生与否,然后给分布式并网系统的控制装置部分发送信号,通过储能单元的协调作用保持孤岛安全稳定可靠的运行,如果孤岛内的电压和频率超出规程所规定的范围,需要停止孤岛运行。

在实践中,一般要求 BP 神经网络输入层节点数等于训练的样本向量维数,训练样本的类别数作为输出层节点数。在本文中, BP 神经网络特征向量是 3 个信号,因此我们设定本神经网络输入层节点个数为 3 个。由于我们使用神经网络输出的目的是对光伏系统的当前工作状态进行分类,即检测系统处于孤岛状态或非孤岛状态,所以设定输出层节点个数为 2 个。因此,神经网络采用选择 Tansig 函数,此函数是两层 BP 网络训练函数。根据以上讨论,神经网络输入层为 3 个输入单元,输出层为 2 个输出单元,而隐层节点个数则需根据经验公式 (5) 进行选择,本文选择为 6 个。

$$n = \sqrt{n_i + n_o} + a \quad (5)$$

式中: n 为隐层节点个数; n_i 为输入节点数; n_o 为输出节点数; a 为 1~10 之间的任意常数。

由于本文设计神经网络的目的是将光伏微网的孤岛和非孤岛状态进行分类,因此可以将 BP 神

经网络的输出值限定在[0,1]范围内,理想网络输出向量与孤岛识别分类对应关系如表 1 所示。

表 1 理想网络输出向量与孤岛分类对应关系
Table 1 Corresponding relationship between network output vector and classification for island

节点名称 Node	孤岛 Island	非孤岛 Anti-island
输出节点 1	0	1
输出节点 2	1	0

3.3 仿真实验

基于小波神经网络将孤岛和非孤岛状态进行分类的思想是:小波变换首先对采集来经过模数转换的电压值进行多尺度分解,将提取的几个变化明显的分解尺度小波系数组成特征向量送入 BP 神经网络进行训练,最后利用训练好的 BP 神经网络就能够判别出是发生了孤岛效应还是非孤岛。

为了验证本文提出的方法,先采集发生孤岛后的 2000 个电压值进行小波分解,所得图形来解释发生孤岛效应是电压信号高频分量的变化。

从图 2 看出,由于检修或故障造成电网停电时,PCC 点电压的第一、二、三阶小波细节系数发生了明显波动,而随后变化趋于正常。电网断电瞬间,PCC 点电压信号突然引入了很多的高频分量,小波分析可以迅速地感应并反映出由于电网脱离而带来的高频分量的变化。当光伏电源足以提供负载所需的功率时,频率变化很小,因此孤岛效应的发生利用被动检测法无法识别,而下面的基于小波神经网络的孤岛检测方法可以快速准确的识别孤岛效应的发生。

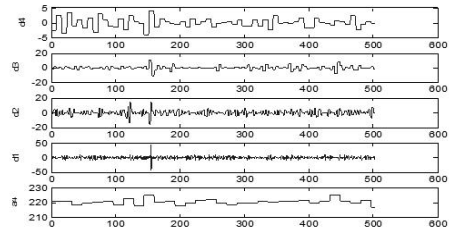


图 2 电压信号经四阶小波分解后所得高、低频分量
Fig.2 The high, low frequency components of a voltage signal decomposed by the four order wavelet

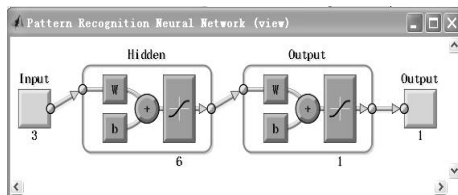


图 3 孤岛与非孤岛识别 BP 网络结构图
Fig.3 Identification BP network of island and anti-island

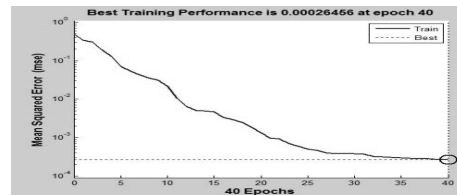


图 4 隐含层节点为 6 时误差收敛曲线
Fig.4 Error convergence curve of hidden layer at nodes 6

下面分别取 2000 组经小波分解后的孤岛效应发生时刻的公共点电压信号的 d1、d2、d3 数据和当电网正常运行时的 d1、d2、d3 数据分别输入神经网络进行学习、训练。图 3 为孤岛与非孤岛识别 BP 网络结构图。孤岛效应发生时刻的 d1、d2、d3 输入神经网络后,设定输出为 1,孤岛效应发生前(即电网正常)的 d1、d2、d3 输入神经网络后,设定输出为 0。

算法训练网络的误差演化曲线如图 4 所示,纵坐标为网络均方误差,横坐标为迭代次数。由图可以看出,用 BP 算法训练神经网络,在规定迭代次数内,均可以使网络误差迅速降到 0.001 以下,有较好的收敛效率。

从隐含层神经元的选择结果来看,合适的神经元个数为 6,因此,用于孤岛与非孤岛的 BP 神经网络结构为输入层节点数为 3,隐含层节点数为 6,输出层节点数为 2,激活函数为 S 形对数函数 Logsig。

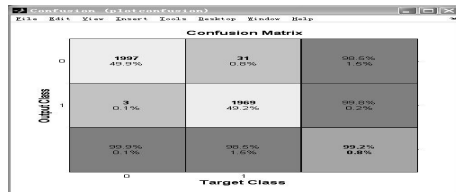


图 5 BP 神经网络目标等级混淆矩阵
Fig.5 Confusion matrices of BP neural network

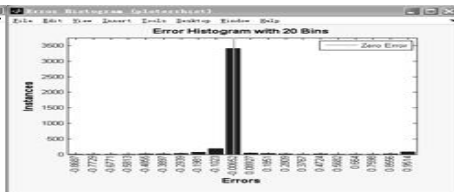


图 6 BP 神经网络仿真实验误差直方图
Fig.6 Simulation error histogram of BP neural network

表 2 小波神经网络仿真结果
Table 2 The simulation results of wavelet neural network

样本 Sample	实际数据(组) Actual data	输出为 1 的组数 Groups of output 1	输出为 0 的组数 Groups of output 0	正确率% Correct rate
孤岛	2000	1969	31	98.45
非孤岛	2000	3	1997	99.85

在验证算法识别率时,再分别取 2000 个正常电压数据和孤岛发生时刻的电压数据进行小波分解后输入到神经网络进行测试、验证。当这 2000 组 d1、d2、d3 输入神经网络后,若输出为 0,则

判为电网正常即非孤岛状态;若输出数据中为 1,则判为电网发生孤岛效应。在 Matlab 界面中,验证网络目标等级混淆矩阵图 5 所示。

图 6 即为神经网络形成的实验误差直方图,由仿真结果图可知此次仿真实验误差直方图分布,仿真结果的正确率如表 2 所示。

由表 2 得知,基于小波神经网络的孤岛效应检测方法可以检测出孤岛效应的发生,准确率较高。

4 小结

上述仿真结果说明,基于小波变换和人工神经网络的技术,具有能有效的对电压信号进行提取,并能将孤岛和非孤岛辨识出来,系统的正常运行不会被破坏等优点。在提取电压信号特征量过程中,采用小波变换,基于各尺度小波变换系数能量的提取特征量方法,提取出的特征向量不仅具有平移不变的特性,还能较细致准确地反映信号的时频局部特征,增强了孤岛检测的实时性控制。采用新兴的具有强大的模式识别能力的三层 BP 神经网络,能准确有效地辨识孤岛和非孤岛状态。当孤岛效应发生时,该方法能够快速准确地检测出来,这种检测方法既解决了可能对电网造成谐波污染的问题,又减小了不可检测域的存在,并且提高了孤岛效应的检测速度。这种无破坏性的基于小波神经网络的孤岛检测方法当检测到电网停电或发生故障时,为保障逆变器所带负载正常安全供电,启动孤岛保护,脱离电网,转为孤岛运行。

参考文献

- [1] 曹海燕,田悦新.并网逆变器孤岛控制技术[J].电力系统保护与控制,2010,38(9):72-74
- [2] 高金辉,李迎迎,苏军英.一种新颖的孤岛检测方法研究[J].电力系统保护与控制,2010,38(19):122-124
- [3] IEEE SCC21. 1547-2003-IEEE Standard for Interconnecting Distributed Resources with Electric Power Systems[S]. New York:Institute of Electrical & Electronics Engineers Inc, 2003
- [4] IEEE SCC21. IEEE Std.1547.1-2005-Standard Conformance Test Procedures for Equipment Interconnecting Distributed Resources with Electric Systems[S]. New York:Institute of Electrical & Electronics Engineers Inc, 2005
- [5] 任碧莹,钟彦儒,孙向东,等.基于周期交替电流扰动的孤岛检测方法[J].电力系统自动化,2008,32(19):81-84
- [6] Jones RA, Sims TR, Imece AF. Investigation of potential island of self commutated static power converter in photovoltaic systems[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 1990,5:624-631
- [7] John V, Ye Z, Kolwalkar A. Investigation of anti-islanding protection of power converter based distributed generators using frequency domain analysis[C].IEEE:Power Engineering Society General Meeting, 2003
- [8] Morsi WG, Diduch CP, Chang L. A new islanding detection approach using wavelet packet transform for wind-based distributed generation[C]//2010 2nd IEEE International Symposium on Power Electronics for Distributed Generation Systems.Hefei, China:IEEE,2010:495-500
- [9] 丁磊,潘贞存,丛伟.基于有根树的分布式发电孤岛搜索[J].中国电机工程学报,2008,28(25):62-67
- [10] Hsieh CT, Lin JM, Huang SH. Enhancement of islanding-detection of distributed generation systems via wavelet transform-based approaches[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2008,30(10):575-580
- [11] Pigazo A, Liserre M, Mastromauro RA, et al. Wavelet-based islanding detection in grid-connected PV systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2009,56(11):4445-4455
- [12] Yu B, Matsui M, So J, et al. A high power quality anti-islanding method using effective power variation[J]. Solar Energy, 2008,82:368-378
- [13] Hsieh CT, Lin JM, Huang SJ. Enhancement of islanding-detection of distributed generation systems via wavelet transform-based approaches[J]. Electrical Power and Energy Systems, 2008,30:575-580
- [14] Hashemi F, Ghadimi N, Sobhani B. Islanding detection for inverter-based DG coupled with using an adaptive neuro-fuzzy inference system [J]. Electrical Power and Energy Systems, 2013,45:443-455
- [15] Yu B, Matsui M, Jung Y, et al. A combined active anti-islanding method for photovoltaic systems[J]. Renewable Energy, 2008,33:979-985
- [16] 林明耀,顾娟,单竹杰,等.一种实用的组合式光伏并网系统孤岛效应检测方法[J].电力系统自动化,2009,33(23):85-89
- [17] 许颇,张崇巍,张兴.三相并网逆变器控制机器反孤岛效应[J].合肥工业大学学报,2006,9:1139-1143
- [18] 郭小强,赵清林,郭伟扬.光伏并网发电系统孤岛检测技术[J].电工技术学报,2007,4:157-161
- [19] Yu B, Matsui M, Jung Y, et al. Modeling and design of phase shift anti-islanding method using non-detection zone[J]. Solar Energy, 2007,81(11):1333-1339
- [20] 郑诗程,丁明,苏建徽,等.光伏发电系统及其孤岛效应的仿真与实验研究[J].系统仿真学报,2005,17(12):3085-3088