

基于数据测试和粒子群优化算法的光伏 逆变器LVRT特性辨识

韩平平¹, 范桂军¹, 孙维真², 石博隆², 张晓安³

(1. 合肥工业大学 安徽新能源利用与节能省级实验室, 安徽 合肥 230009;

2. 国网浙江省电力有限公司, 浙江 杭州 310000;

3. 合肥工业大学智能制造技术研究院, 安徽 合肥 230009)

摘要:为了对光伏逆变器低电压穿越控制精确建模,提出灵敏度分析和实测方案相结合的光伏发电单元低电压穿越控制参数辨识方法。首先对光伏单元待辨识参数进行灵敏度分析,提出辨识所用数据的测试方案;然后利用自适应惯性权重粒子群优化智能算法,结合多组实测数据对光伏并网系统低电压穿越控制参数予以辨识,从多组辨识结果中提取最优值;最后将最优值代入模型中,计算模型输出与实测数据的误差,验证了参数辨识结果的准确性。该方法考虑了逆变器功率等级不同给辨识结果带来的误差,辨识结果准确度较高并且多次辨识结果具有一致性,可用于工程实际计算。

关键词:实测数据;粒子群优化算法;参数辨识;低电压穿越;光伏逆变器

中图分类号:TM 615;TM 464

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202001015

0 引言

光伏发电系统的精确建模是分析电网稳定运行的基础,其中逆变器作为光伏发电系统的核心部件,其模型的准确性依赖于所获控制参数的准确性。低电压穿越LVRT(Low Voltage Ride Through)控制参数作为逆变器控制参数的一部分,是保证光伏系统连续运行的重要环节。在电网故障期间,若LVRT控制参数偏差较大,逆变器无法提供正确的无功功率,可能会导致逆变器故障停机,使得并网侧过流、直流侧过压,甚至会造成大规模脱网、系统潮流严重转移的情况。因此,准确获取LVRT控制参数至关重要。但一般情况下,出于厂家保密或运行环境变化等原因,无法确保控制参数的准确性,从而影响到单个逆变器及光伏电站并网特性的准确分析。

当前能较精确获取新能源系统仿真参数的手段主要是采用合适的算法,应用实测数据对模型的参数予以辨识。常用的获取参数方法主要有理论解析法和系统辨识法。理论解析法能最大限度再现光伏发电系统内部过程,但随着控制系统越来越复杂,非线性微积分方程给计算带来很大困难,且部分不可测变量会影响计算结果,导致求得的参数往往需要

多次人工调整才能运用于光伏控制中^[1]。系统辨识法是利用模型实测的输入和输出来求解未知参数,包含频域辨识法^[2]、时域辨识法^[3]和智能优化算法^[4-6]。时域辨识法根据系统的时域采样信息辨识模型参数,最常用的方法是最小二乘法^[7-8];频域辨识法利用数学变换如傅里叶变换将系统的时域信息转换到频域上,通过系统的频域响应特性辨识模型参数^[9];智能优化算法基于算法的全局寻优特性,通过计算目标函数适应度确定模型参数的最优值,常用的智能优化算法有蚁群算法^[10]、粒子群优化算法^[11]和遗传算法^[12]。

智能优化算法在电力系统参数辨识领域已得到广泛应用^[13-16]。在辨识数据上,现有文献大多采用仿真数据验证辨识算法的有效性,但仿真数据无法应用于实际工程的参数辨识。在辨识方法上,现有研究多聚焦于单次参数辨识方法的有效性验证,并未考虑如何从多次辨识结果中提取最优结果,实际应用价值不高。而且现有文献仅对光伏阵列参数和光伏逆变器的比例积分(PI)控制环节参数及限幅环节参数进行了辨识研究^[17-20],对光伏发电系统LVRT控制参数的辨识研究未见报道。基于此,本文通过设计实测方案获取实测数据,并利用实测数据对光伏逆变器LVRT控制参数进行多次辨识,弥补了现有文献大多采用仿真数据进行辨识,而无法解决实际工程问题的缺点,且多次辨识可以适应运行环境的随机性,比单次辨识结果更可靠。本文提出灵敏度分析和实测方案相结合的光伏发电单元LVRT控制参数辨识方法。本文首先对光伏单元待辨识参数进行灵敏度分析,提出辨识所用数据的测试方案;然

收稿日期:2019-05-14;修回日期:2019-11-21

基金项目:国家重点研发计划项目(智能电网技术与装备重点专项)(2016YFB0900600);国家电网公司科技项目(52094017-000W)

Project supported by the National Key Research and Development Program of China(Key Projects of Smart Grid Technology and Equipment)(2016YFB0900600) and the Science and Technology Project of SGCC(52094017000W)

后结合多组实测数据、选用自适应权重粒子群优化算法对光伏并网系统LVRT控制参数予以辨识,并从多组辨识结果中提取最优值;最后将最优值代入模型中,比较模型输出与实测数据的误差,以验证参数辨识结果的准确性。

1 待辨识参数

1.1 LVRT要求

LVRT控制是光伏并网逆变器控制系统中的重要环节。为保证光伏并网系统在电网电压跌落期间能稳定运行,国家出台了GB/T 19964—2012《光伏电站接入电力系统技术规定》,其规定的LVRT期间并网曲线如附录中图A1所示。

1.2 LVRT控制策略及控制结构

当电网侧出现电压跌落故障时,逆变器会根据电压跌落程度进行控制方式的切换。电网电压跌落至0.9 p.u.以下时,逆变器从正常控制模式切换至LVRT控制模式,当电压恢复至0.9 p.u.以上时,逆变器从LVRT控制模式切换为正常控制模式。

为保证LVRT的实现,当电压跌落时,逆变器需根据电网电压来实现无功功率的优先控制,发出无功功率支撑电网电压恢复。对故障期间没有脱网的光伏发电系统,故障清除后,有功功率应以至少每秒30%额定功率的速率恢复至正常工作状态。具体LVRT控制结构见图1。图中, I_{d_ref} 为无功电流参考值; I_{d_ref} 为有功电流参考值; I_{d_cmd} 为逆变器输出有功电流; I_{q_cmd} 为逆变器输出无功电流; I_N 为额定电流; U_{term} 为逆变器交流侧三相电压相量标幺值; K_q 为LVRT无功电流支撑系数; $K_{q(zero)}$ 为零电压穿越无功电流支撑系数。

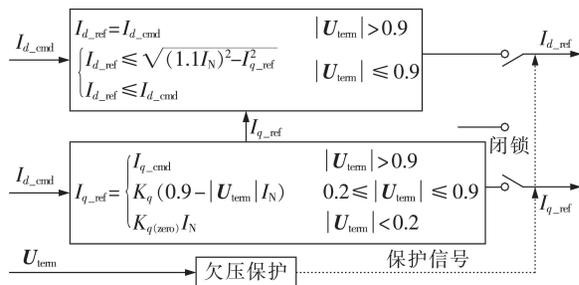


图1 LVRT控制策略

Fig.1 Control scheme of LVRT

1.3 光伏发电单元LVRT待辨识参数

对于光伏逆变器,有功电流恢复斜率 dI_p 决定了故障清除后有功功率恢复的快慢,无功电流支撑系数 K_q 决定了故障期间逆变器发出无功功率的多少,是LVRT期间的关键控制参数。虽然市场上各品牌的逆变器控制结构相似,但具体控制参数各异,导致LVRT特性差别较大。因此,需要对 dI_p 、 K_q 进行辨识,以获取仿真模型所需的LVRT控制参数。

2 实测方案设计

通过灵敏度分析可以了解系统参数与系统外特性的关联程度,并据此设计测试内容,获取参数辨识所需实测数据。

2.1 待辨识参数的轨迹灵敏度分析

2.1.1 轨迹灵敏度

轨迹灵敏度是指系统的外特性对系统参数或周围条件变化的敏感度程度,其表达式为:

$$S_{\theta_i} = \lim_{\Delta\theta_i \rightarrow 0} \frac{y(t, \theta_1, \dots, \theta_i + \Delta\theta_i, \dots, \theta_m) - y(t, \theta_1, \dots, \theta_i, \dots, \theta_m)}{\Delta\theta_i / \theta_{i0}} \quad (1)$$

其中, $\Delta\theta_i$ 为第 i 个参数的扰动量; S_{θ_i} 为参数 θ_i 的轨迹灵敏度; θ_{i0} 为参数 θ_i 的给定值; y 为其中的一个观测量; m 为待辨识的参数个数。通常,灵敏度计算可用于估计系统参数与外特性之间的关联程度,从而有利于确定参数的可辨识性。扰动越大则参数辨识的精度越高^[10],即:灵敏度大的参数容易辨识且辨识精度高,灵敏度小的参数难以辨识且辨识精度低。

2.1.2 灵敏度分析

本文选取光伏发电系统并网点有功功率和无功功率作为观测量,对待辨识参数 dI_p 和 K_q 进行灵敏度计算,分析观测量对待辨识参数的关联程度。所用光伏模型见GB/T 32826—2016《光伏发电系统建模导则》。图2为逆变器功率参考值,图3为待辨

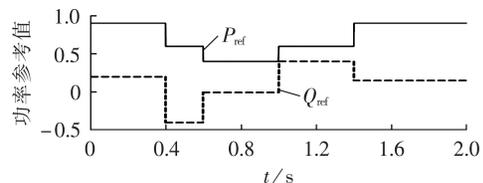
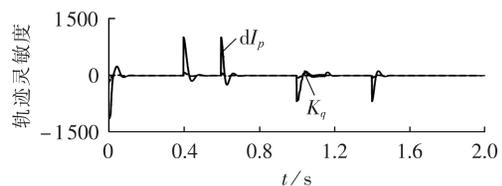
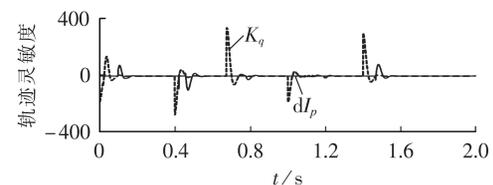


图2 逆变器功率参考值

Fig.2 Power reference value of inverter



(a) 待辨识参数关于有功功率的灵敏度



(b) 待辨识参数关于无功功率的灵敏度

图3 待辨识参数关于功率的灵敏度

Fig.3 Power sensitivity of parameter to be identified

识参数关于功率的灵敏度(功率参考值为标么值,后同)。

由图 3 可知:有功功率变化瞬间, dI_p 反应剧烈, K_q 反应较小;无功功率变化瞬间, K_q 反应强烈, dI_p 反应较小。可知有功功率对 dI_p 敏感程度高,无功功率对 K_q 敏感程度高。据此,可设计实测方案。

2.2 实测方案

测试平台为 1 000 kW 光伏发电系统,测试点为逆变器交流侧,如图 4 所示。其中待辨识 LVRT 控制参数的逆变器型号为 CP-1000-B,内部参数见附录中表 A1。



图 4 测试平台示意图

Fig.4 Schematic diagram of test platform

光伏逆变器采用直接功率控制,改变有功功率指令值并设定电压扰动获取 6 组典型工况数据。有功功率指令值分别设定为 $0.2P_n$ 、 $0.6P_n$ 、 $0.8P_n$,其中 P_n 为有功功率额定值;电压扰动通过电压扰动发生装置设定,分别为 $0.1U_n$ 、 $0.4U_n$ 、 $0.7U_n$ 、 $0.8U_n$,其中 U_n 为电压额定值。6 种测试工况如表 1 所示,表中 P_n 、 U_n 均为标么值。各工况下所采集的电气数据为网侧电压的基波分量 U 、有功功率 P 、无功功率 Q 的标么值。

表 1 测试工况

Table 1 Test cases

工况	有功功率指令值	电压扰动值	工况	有功功率指令值	电压扰动值
1	$0.2P_n$	$0.1U_n$	4	$0.6P_n$	$0.7U_n$
2	$0.2P_n$	$0.4U_n$	5	$0.8P_n$	$0.7U_n$
3	$0.6P_n$	$0.4U_n$	6	$0.8P_n$	$0.8U_n$

2.3 辨识用实测数据

根据表 1 所示工况进行测试,图 5 为工况 1 和工况 2 下电气变量特性曲线,工况 3—6 下电气变量特性曲线见附录中图 A2。

由 6 个工况下的电气变量曲线图可知,并网点电压跌落时,有功功率迅速下降,逆变器提供无功功率支撑电压恢复,系统在电压跌落故障时安全稳定运行,最终恢复正常运行,因此,上述实测数据满足辨识 LVRT 控制参数的要求。

3 自适应权重粒子群优化算法

粒子群优化算法的可调整参数中,惯性权重是最重要的参数。由于粒子群优化算法在运行后期容易出现种群多样性丢失、局部收敛等情况,惯性权重较大有利于算法的全局搜索能力,较小则增强算法

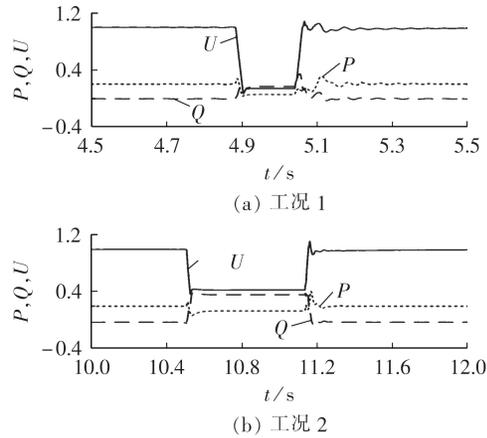


图 5 实测数据电气变量图

Fig.5 Diagram of electrical variables in measured data

的局部搜索能力。因此,根据粒子运行状态动态变化的惯性权重有利于算法的搜索能力的提高。根据不同的权重变化公式,可得到不同的粒子群优化算法,较为常见的算法包括线性递减权重法、自适应权重法和随机权重法^[21]。

本文选用自适应权重粒子群优化算法进行参数辨识,惯性权重 w 的表达式为:

$$w = \begin{cases} w_{\min} - \frac{w_{\max} - w_{\min}(f - f_{\min})}{f_{\text{avg}} - f_{\min}} & f \leq f_{\text{avg}} \\ w_{\max} & f > f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (2)$$

其中, w_{\max} 、 w_{\min} 分别为 w 的最大值和最小值; f 为粒子当前的目标函数值; f_{avg} 和 f_{\min} 分别为当前所有微粒的平均目标值和最小目标值。式(2)中, w 随着粒子的目标函数值动态变化,这不仅能平衡粒子群优化算法的全局搜索能力和局部改良能力,在参数辨识方面的精确度也较高。基于自适应权重粒子群优化算法的 LVRT 参数辨识流程如图 6 所示。

4 算例分析

通过 MATLAB / Simulink 仿真平台搭建单级式光伏并网模型,其中逆变器的参数如附录中表 A1 所示,并根据图 6 所示流程图编写辨识程序对参数 dI_p 和 K_q 进行辨识。

4.1 辨识结果

对各个典型工况下的数据进行参数辨识,每个工况下的实测数据对应 1 组待辨识参数结果,参数辨识初步结果如表 2 所示。

4.2 误差计算及分析

为了从表 2 中提取最适合所有工况的参数,将每个工况所对应的参数分别代入模型,并计算模型输出与对应实测数据的误差。

4.2.1 误差公式

根据 GB / T 32892—2016《光伏发电系统模型及参数测试规程》,扰动过程可划分为 3 个区间,分

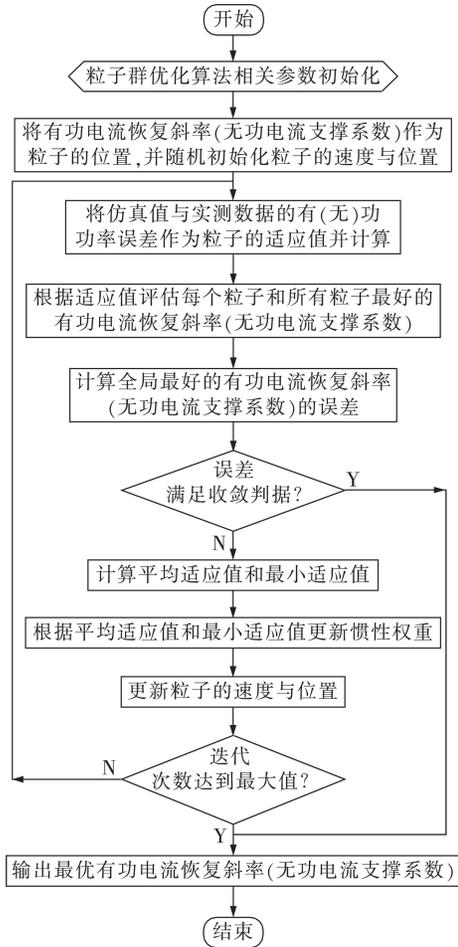


图6 参数辨识流程图

Fig.6 Flowchart of parameter identification

表2 参数辨识初步结果

Table 2 Preliminary results of parameter identification

工况	$dI_p / (\text{p.u.} \cdot \text{s}^{-1})$	K_q	工况	$dI_p / (\text{p.u.} \cdot \text{s}^{-1})$	K_q
1	19.56254	1.441337	4	20.051210	2.137460
2	19.97261	1.769143	5	0.455699	2.077852
3	1.971195	1.672297	6	20.000000	2.377938

别为扰动前A、扰动时B、扰动后C,区间划分如图7所示。

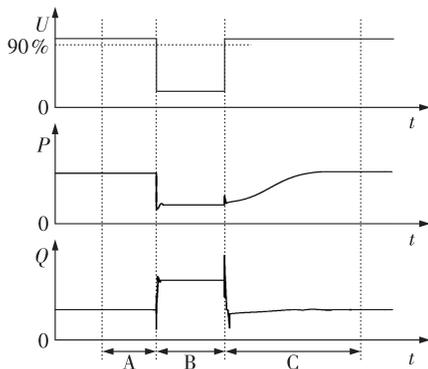


图7 扰动区间划分示意图

Fig.7 Schematic diagram of disturbance interval division

每个区间的偏差计算公式见式(3)。

$$F_j = \left| \frac{\sum_{i=K_{S_Start}}^{K_{S_End}} X_S(i)}{K_{S_End} - K_{S_Start} + 1} - \frac{\sum_{i=K_{M_Start}}^{K_{M_End}} X_M(i)}{K_{M_End} - K_{M_Start} + 1} \right| \quad (3)$$

其中, F_j 为各个区间的偏差, $j=A, B, C$; X_S 为待考核电气量的模型仿真数据标么值; X_M 为待考核电气量的实测数据标么值; K_{S_Start} 、 K_{S_End} 分别为计算误差区间内模型仿真数据的第一个和最后一个序号; K_{M_Start} 、 K_{M_End} 分别为计算误差区间内实测数据的第一个和最后一个序号。网侧电压的基波分量、有功功率、无功功率、无功电流、总电流为待考核电气量。

3个区间的加权平均偏差为:

$$F_C = 0.1 F_A + 0.6 F_B + 0.3 F_C \quad (4)$$

其中, F_C 为所有区间的加权平均总偏差。

为计算相对误差, 令 E 为 $r \times 2r$ 维矩阵, 前 r 列为有功功率的加权平均偏差 E_p , 后 r 列为无功功率的加权平均偏差 E_q , 即 $E = [E_p, E_q]$, $E_p = [E_{p1}, E_{p2}, \dots, E_{pk}, \dots, E_{pr}]$, $E_q = [E_{q(1+r)}, E_{q(2+r)}, \dots, E_{q(k+r)}, \dots, E_{q(2r)}]$, E_{p_min} 为矩阵 E_p 每一行的最小值构成的列向量, E_{q_min} 为矩阵 E_q 每一行的最小值构成的列向量。

相对误差计算公式为:

$$\begin{cases} x_{pk} = (E_{pk} - E_{p_min}) / E_{p_min} \\ x_{qk} = (E_{qk} - E_{q_min}) / E_{q_min} \end{cases} \quad (5)$$

其中, x_{pk} 和 x_{qk} 为 $r \times 1$ 维列向量, x_{pk} 为将第 k 组参数代入每组工况的有功功率加权平均偏差的相对误差, x_{qk} 为将第 k 组参数代入每组工况的无功功率加权平均偏差的相对误差。令 $P_e(k)$ 为向量 x_{pk} 所有元素之和, 令 $Q_e(k)$ 为向量 x_{qk} 所有元素之和, $P_e(k)$ 、 $Q_e(k)$ 分别为向量 P_e 和 Q_e 中的第 k 个元素, 则向量 P_e 和 Q_e 最小值所在位置即最优参数在参数辨识初步结果中的位置。

4.2.2 最优数据的获取与仿真对比

针对参数辨识初步结果提取最优参数。由式(3)和式(4)分别计算有功功率和无功功率的加权平均偏差, 并计算每组参数对应的有功功率和无功功率加权平均偏差的相对误差, 根据有功功率加权平均偏差的相对误差最小值所对应的工况选取该工况对应的 dI_p 作为最优参数, 根据无功功率加权平均偏差的相对误差最小值所对应的工况选取该工况对应的 K_q 作为最优参数。综上所述, 所确定参数最优值分别为 $dI_p = 20 \text{ p.u./s}$ 、 $K_q = 1.769143$ 。

将最优参数代入模型并与实测数据进行对比, 附录中图A3为各个工况下仿真值与测量值的电气量对比图, 可以看出, 仿真值能够近似模拟测量值。

为直观判断参数的准确性, 根据式(3)、式(4)分别计算各工况下5个电气量的加权平均偏差(标么值), 误差结果见表3。

表3 加权平均偏差

Table 3 Weighted mean deviation

工况	加权平均偏差				
	电压基波分量	总电流	有功功率	无功电流	无功功率
1	0.0468	0.0290	0.0324	0.0743	0.0140
2	0.0097	0.0437	0.0391	0.0942	0.0403
3	0.0085	0.0078	0.0374	0.0719	0.0308
4	0.0033	0.0239	0.0165	0.0809	0.0573
5	0.0050	0.0410	0.0506	0.0793	0.0558
6	0.0024	0.0220	0.0224	0.0580	0.0465

参考GB/T 32892—2016《光伏发电系统模型及参数测试规程》,电压在误差区间的加权平均偏差上限是0.05,总电流、有功功率、无功电流和无功功率的偏差上限为0.15。分析表中误差可知,在国家标准允许范围内,本文所述基于实测数据的改进粒子群优化算法辨识所得参数准确性较高,对实际典型工况的适用性较强。

5 结论

本文针对光伏发电单元LVRT控制参数的确定提出灵敏度分析和实测方案相结合的参数辨识方法,对光伏并网系统的精确建模有重要意义,本文所得结论及进一步研究内容如下:

(1)光伏并网系统准确建模的关键在于参数辨识所用数据与实际运行数据保持一致,本文依据参数灵敏度分析结果,设计实测方案,用实测数据代替仿真数据进行辨识,并验证了辨识算法的有效性;

(2)运行工况对参数辨识结果影响较大,本文通过多组实测数据辨识参数,并从多组辨识结果中提取最优值,与单次辨识相比,多次辨识能适应运行环境的随机性,辨识结果更可靠;

(3)以实际光伏逆变器模型为例,对LVRT控制参数予以辨识,光伏并网系统的实测数据与仿真结果的一致性验证了本文所述参数辨识方法的有效性;

(4)本文采用通用模型对LVRT参数进行辨识,若需研究其他控制,还需对测试方案和算法做进一步改进。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

[1] 付兵彬,贾春蓉,杨昌海,等. 光伏并网发电系统仿真模型的参数辨识[J]. 电力系统及其自动化学报,2013,25(5):116-120.
FU Bingbin, JIA Chunrong, YANG Changhai, et al. Parameter identification of distributed photovoltaic power generation system[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2013, 25(5):116-120.

[2] 蒋平,戴列峰,黄霆,等. 频域法在励磁系统参数辨识中的应用[J]. 电力系统自动化,2001,25(16):30-33.
JIANG Ping, DAI Liefeng, HUANG Ting, et al. Application of frequency domain method in parameter identification for excitation systems of generators[J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(16):30-33.

[3] 王良,沈善德,朱守真,等. 基于EE模型的励磁系统参数时域辨识法[J]. 电力系统自动化,2002,26(8):25-28,37.
WANG Liang, SHEN Shande, ZHU Shouzhen, et al. A method of time domain identification based of EE model for the excitation system parameters[J]. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26(8):25-28,37.

[4] 李振,郑松,郑小青,等. 基于PSO算法的自适应降阶系统辨识方法研究[J]. 工业控制计算机,2017,30(10):112-115.
LI Zhen, ZHENG Song, ZHENG Xiaoqing, et al. System identification of adaptive reduced order based on PSO algorithm[J]. Industrial Control Computer, 2017, 30(10):112-115.

[5] 杨少兵,吴命利. 基于改进蚁群算法的客运专线电力负荷建模与参数辨识[J]. 中国电机工程学报,2015,35(7):1578-1585.
YANG Shaobing, WU Mingli. Power load and parameter identification based on improved ant colony algorithm for passenger lines[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(7):1578-1585.

[6] 钟卫鹏,李茂军. 基于遗传算法的凸极永磁同步电动机参数辨识[J/OL]. 电力系统及其自动化学报. (2018-11-02)[2019-05-14]. <https://doi.org/10.19635/j.cnki.csu-epsa.000128>.

[7] 唐昆明,康丽红,殷家敏,等. 基于可量测量的同步发电机参数时域辨识[J]. 电力自动化设备,2014,34(8):135-139,146.
TANG Kunming, KANG Lihong, YIN Jiamin, et al. Time-domain parameter identification based on measurable variables for synchronous generator[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(8):135-139,146.

[8] 薛安成,徐飞阳,游宏宇,等. 基于微型PWU的配电线路抗差参数辨识[J]. 电力自动化设备,2019,39(2):1-7,43.
XUE Ancheng, XU Feiyang, YOU Hongyu, et al. Robust parameter identification of distribution line based on micro PMU[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(2):1-7,43.

[9] 刘丽芳. 大型互联电力系统动态等值发电机组参数辨识[D]. 武汉:武汉大学,2004.
LIU Lifang. Parameter identification of generators for large power system dynamic equivalence[D]. Wuhan: Wuhan University, 2004.

[10] 黄其新,孙黎霞,甄威,等. 同步发电机参数辨识的蚁群算法及扰动分析[J]. 电力自动化设备,2009,29(11):50-53.
HUANG Qixin, SUN Lixia, ZHEN Wei, et al. Ant colony optimization algorithm and disturbance analysis of synchronous generator parameter identification[J]. Electric Power Automation Equipment, 2009, 29(11):50-53.

[11] MALIK S, KIM D. Prediction-learning algorithm for efficient energy consumption in smart buildings based on particle regeneration and velocity boost in particle swarm optimization neural networks[J]. Energies, 2018, 11(5):1289-1310.

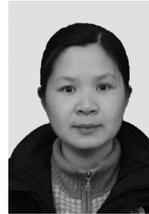
[12] ZHU Mingxiao, LI Jiakai, CHANG Dingge, et al. Optimization of antenna array deployment for partial discharge localization in substations by hybrid particle swarm optimization and genetic algorithm method[J]. Energies, 2018, 11(7):1813-1831.

[13] 臧晓明,陈谦,闪鑫,等. 基于实测数据的负荷频率参数辨识及影响分析[J]. 电力系统及其自动化学报,2019,31(4):32-38.
ZANG Xiaoming, CHEN Qian, SHAN Xin, et al. Frequency parameter identification and impact analysis of load based on measured data[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2019, 31(4):32-38.

[14] 毛晓明,蔡永智,赵勇. 采用最大-最小蚁群算法的励磁系统参数辨识[J]. 电力系统及其自动化学报,2015,27(5):51-55.
MAO Xiaoming, CAI Yongzhi, ZHAO Yong. Excitation system parameter identification via maximum-minimum ant system[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2015, 27(5):51-55.

- [15] 赵书强,王磊,马燕峰,等. 基于改进遗传算法的非线性励磁系统参数辨识[J]. 电力自动化设备,2007,27(7):1-4.
ZHAO Shuqiang,WANG Lei,MA Yanfeng, et al. Parameter identification of nonlinear excitation system based on improved genetic algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment,2007,27(7):1-4.
- [16] 田田,郭琦,刘昌玉,等. 基于改进闭环子空间的水电机组参数辨识方法[J]. 电力自动化设备,2018,38(2):169-176.
TIAN Tian,GUO Qi,LIU Changyu, et al. Parameter identification method for hydropower generator based on improved closed-loop subspace[J]. Electric Power Automation Equipment,2018,38(2):169-176.
- [17] 孙怡昕. 光伏阵列发电模型及其参数辨识方法[D]. 广州:华南理工大学,2018.
SUN Yixin. Research on the model and parameter identification method of photovoltaic array[D]. Guangzhou:South China University of Technology,2018.
- [18] 高兆. 光伏阵列参数辨识方法及电站等值模型研究[D]. 保定:华北电力大学,2017.
GAO Zhao. Study on parameter identification algorithms of PV array and equivalent model of PV power station[D]. Baoding:North China Electric Power University,2017.
- [19] ZHANG Junjun,SUN Yaojie,LIU Meiyin, et al. Research on modeling of microgrid based on data testing and parameter identification[J]. Energies,2018,11(10):2525-2540.
- [20] 孔祥平,袁宇波,阮思焯,等. 面向故障暂态建模的光伏并网逆变器控制器参数辨识[J]. 电力系统保护与控制,2017,45(11):65-72.
KONG Xiangping,YUAN Yubo,RUAN Sihua, et al. Controller parameter identification of the grid connected PV inverter for fault transient modeling[J]. Power System Protection and Control,2017,45(11):65-72.
- [21] 吴玫. 粒子群优化算法进展研究[J]. 中小企业管理与科技,2018,561(12):167-168.
WU Mei. Research on the particle swarm optimization algorithm[J]. Management & Technology of SME,2018,561(12):167-168.

作者简介:



韩平平

韩平平(1981—),女,河南新乡人,副教授,博士,主要研究方向为可再生能源并网技术(E-mail:LH021211@163.com);

范桂军(1995—),女,江西赣州人,硕士研究生,主要研究方向为光伏并网发电技术(E-mail:1216479582@qq.com)。

(编辑 王欣竹)

Identification of LVRT characteristics of photovoltaic inverters based on data testing and PSO algorithm

HAN Pingping¹,FAN Guijun¹,SUN Weizhen²,SHI Bolong²,ZHANG Xiaohan³

(1. Anhui Provincial Laboratory of New Energy Utilization and Energy Conservation,Hefei University of Technology,Hefei 230009,China;2. State Grid Zhejiang Electric Power Co.,Ltd.,Hangzhou 310000,China;
3. Intelligent Manufacturing Institute of Hefei University of Technology,Hefei 230009,China)

Abstract: In order to model LVRT(Low Voltage Ride Through) control of PV(PhotoVoltaic) inverters accurately,a parameter identification method for LVRT control of PV power units based on the combination of sensitivity analysis and measured scheme is proposed. Firstly,the sensitivities of the parameters to be identified in PV cells are analyzed and the test scheme of the data used for identification is proposed. Then, the adaptive inertia weight PSO (Particle Swarm Optimization) algorithm is used to identify the LVRT control parameters of PV grid-connected system with multi-group measured data,and the optimal values are extracted from multi-group identification results. Finally,the optimal values are substituted into the model. The accuracy of the parameter identification results is verified by calculating the error between the output of the model and the measured data. The proposed method considers the error caused by different power levels of inverters. The accuracy of identification results is high and the results of multiple identification are consistent,which is applicable to practical engineering calculation.

Key words: measured data;particle swarm optimization algorithm;parameter identification;LVRT;PV inverter

附录

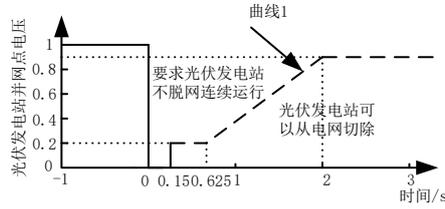


图 A1 光伏电站的 LVRT 能力要求曲线

Fig.A1 LVRT capacity requirement curve of photovoltaic power station

表 A1 待测光伏逆变器参数

Table A1 Parameters of photovoltaic inverters to be measured

参数	参数值	
直流侧	直流母线启动电压/V	500
	最低直流母线电压/V	300
	最高直流母线电压/V	850
	满载 MPPT 电压范围/V	750~820
	最佳 MPPT 工作点电压/V	780
	直流母线电容/ μ F	12 600
交流侧	额定输出功率/kW	1 000
	最大输出功率/kW	1 100
	额定网侧电压/V	520
	允许网侧电压范围/V	468~572 (可设置)
	额定电网频率/Hz	50
	允许电网频率范围/Hz	45~55
	交流额定输出电流/A	1 110
功率因素 (超前/滞后)	0.9	

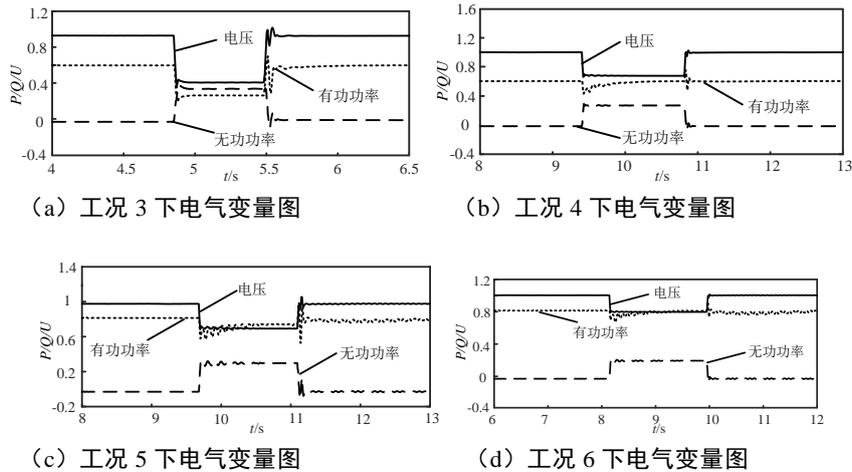
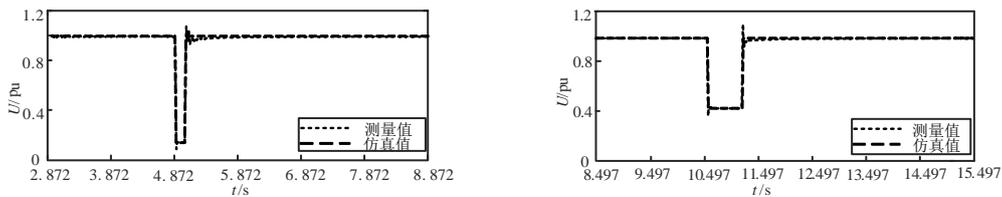
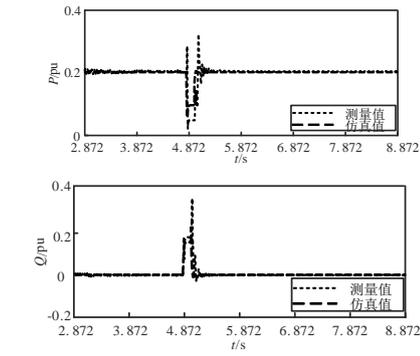


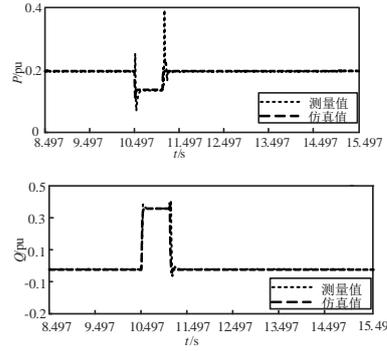
图 A2 工况 3—6 下电气变量图

Fig.A2 Electrical variable diagram under Condition 3—6

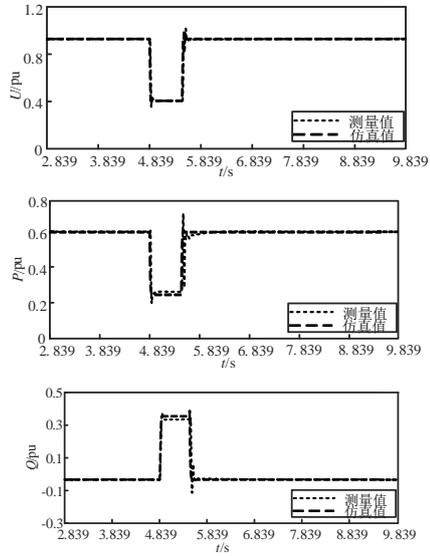




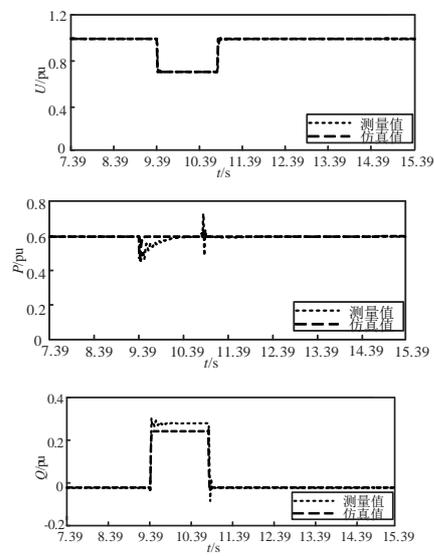
a) 工况 1 下仿真值与测量值对比



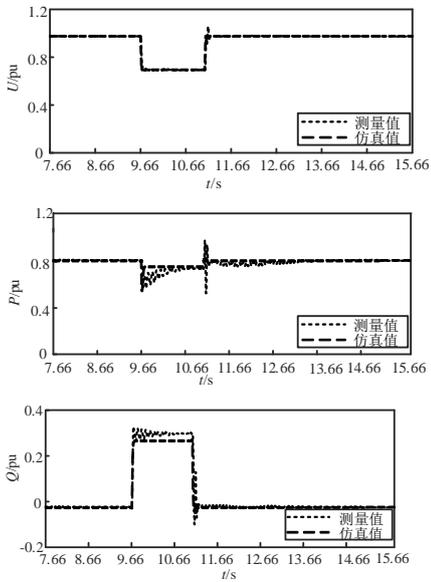
b) 工况 2 下仿真值与测量值对比



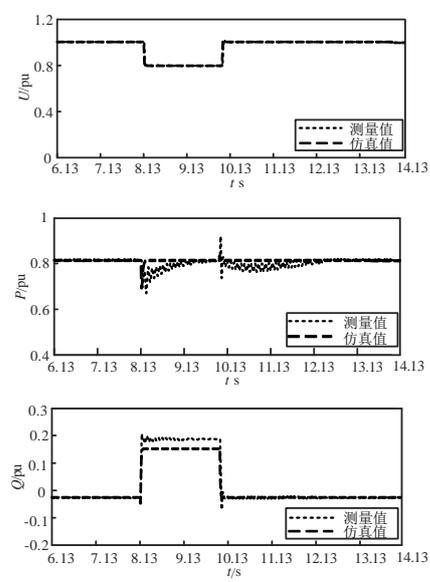
c) 工况 3 下仿真值与测量值对比



d) 工况 4 下仿真值与测量值对比



e) 工况 5 下仿真值与测量值对比



f) 工况 6 下仿真值与测量值对比

图 A3 仿真数据与实测数据对比图

Fig.A3 Comparison between simulative data and measured data