

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240457

基于雪消融算法的光伏并网逆变器低电压穿越模型 多阶段参数辨识方法

程杉¹, 蔡子威¹, 张旭军², 黄永章³, 徐恒山¹

(1. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002; 2. 国网甘肃省电力公司电力科学研究院, 甘肃 兰州 730070; 3. 新能源电力系统国家重点实验室(华北电力大学), 北京 102206)

摘要: 为获得准确的光伏逆变器低电压穿越(low-voltage-ride-through, LVRT)模型参数以满足光伏并网系统安全可靠的要求, 提出了基于雪消融算法(snow-ablation-optimizer, SAO)的光伏并网逆变器低电压穿越模型多阶段参数辨识方法。首先, 基于光伏发电系统低电压穿越输出曲线特性, 建立了光伏低电压穿越控制数学模型并分析故障暂态过程, 明确了低电压穿越过程的核心控制参数。其次, 针对内环PI控制参数与LVRT的耦合性和相关性, 提出多阶段辨识策略。最后, 依据实际工程参数对光伏逆变器建模, 利用雪消融算法对内环控制参数与LVRT参数进行辨识, 仿真算例表明了所提辨识方法的有效性。

关键词: 光伏并网逆变器; 低电压穿越; 相关性分析; 雪消融算法; 参数辨识

A multi-stage parameter identification method for low-voltage ride-through model of grid-connected PV inverters based on a snow ablation algorithm

CHENG Shan¹, CAI Ziwei¹, ZHANG Xujun², HUANG Yongzhang³, XU Hengshan¹

(1. College of Electrical Engineering & New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;
2. Electric Power Science Research Institute, State Grid Gansu Electric Power Company, Lanzhou 730070, China;
3. State Key Laboratory for Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources
(North China Electric Power University), Beijing 102206, China)

Abstract: To accurately identify the parameters of the low-voltage ride-through (LVRT) model of PV inverters to meet the requirements of safety and reliability of PV grid-connected systems, this paper proposes a multi-stage parameter identification method for that model based on the snow-ablation-optimizer (SAO) algorithm. First, based on the characteristics of output curves of a PV power generation system during LVRT, a mathematical model of PV LVRT control is established, and the transient fault process is analyzed to determine the key control parameters of the LVRT process. Next, a multi-stage identification strategy is proposed for the coupling and correlation between the inner-loop PI control parameters and LVRT. Finally, a PV inverter model is developed based on actual engineering parameters, and the SAO algorithm is used to identify the inner-loop control parameters and LVRT parameters. Simulation case studies demonstrate the effectiveness of the proposed identification method.

This work is supported by the Natural Science Foundation of Ningxia (No. 2023AAC03857).

Key words: PV grid-connected inverter; low-voltage ride-through; correlation analysis; snow ablation optimizer (SAO); parameter identification

0 引言

在双碳目标的推动下, 以光伏为代表的可再生

基金项目: 宁夏自然科学基金项目资助(2023AAC03857); 新能源电力系统国家重点实验室2024年开放课题资助(LAPS24006)

能源在电力系统中的占比正在逐年增大, 截至2023年底, 我国太阳能发电装机容量约6.1亿kW, 同比增长55.2%^[1]。目前光伏电站普遍存在稳定性差、缺乏对系统的支撑能力等问题, 这给以新能源为主体的新型电力系统的安全性和稳定性带来了全方位的挑战^[2-4]。逆变器是光伏并网系统的核心装置之

一，其控制参数的大小决定了逆变器的输出性能，但各厂家出于商业考虑，都不对外公开控制策略及参数^[5]，使得光伏电站建模的正确性无法保证，导致仿真模型的波形与实测录波存在严重的差距，因此亟需研究光伏并网逆变器控制参数辨识。

光伏并网逆变器参数辨识是典型的“灰箱”问题，为有效辨识电力系统中各参数，引入了各类优化算法^[6-9]。采用优化算法对光伏参数辨识的研究主要基于稳态工况，如文献^[10]提出了一种针对典型光伏并网逆变器双环控制模型的 dq 轴参数解耦辨识策略，辨识了控制器电压外环和电流内环的比例、积分系数；文献^[11]提出了一种在二次测量测信号上施加扰动的方法，实现内外环控制器动作的解耦，通过分步辨识得到电压外环和电流内环的比例、积分系数。但是，上述辨识方法只考虑了光伏逆变器电流内环和电压外环的控制参数，而忽视了故障穿越期间控制器切换至低电压穿越控制模式这一重要过程。实际上，故障暂态下的控制参数对并网点影响更大^[12]，因此如何获得准确的光伏逆变器低电压穿越模型参数成为值得研究的问题。

国标 GB/T32892-2016 规定了光伏参数测试系统、测试步骤和模型验证要求，在模型验证中，将电网扰动过程划分为稳态阶段、暂态阶段和恢复阶段^[13]。文献^[14]通过对光伏逆变器的控制策略进行分析，提出了影响逆变器低电压穿越的主导环节，并对实测数据进行参数测试，验证了其有效性。文献^[15]基于低电压穿越实验的实测数据，并通过灵敏度分析对辨识参数进行分步辨识，所得结果与实测数据相符，具有较好的实际价值。文献^[16-19]从理论上证明了控制器内环参数与无功支撑系数的关系，提出能精确辨识两者参数的分步辨识方法，解决了不同灵敏度故障不能同时辨识的问题。但上述研究并未考虑低电压穿越恢复控制过程对其输出特性的影响。文献^[20]通过对故障及故障恢复过程的系统电流响应进行解析，辨识了内环参数和恢复暂态参数。但并未辨识故障稳态期间的控制参数。

对模型进行参数辨识时，平台现象(又称多解问题)是影响辨识精度的主要原因，在文献^[21-23]中，以几何微分的角度对平台现象进行分析，证明了同时辨识多组参数是导致平台现象的主要原因之一。基于灵敏度分析的降维能够有效地解决此类问题，但其结果的正确性受其他参数的影响较大。在这类方法中，通常选取灵敏度较大的参数进行辨识，将其他参数固定为理论值。此外，复杂的参数相关性是导致平台现象的另一因素，参数值的不同组合会输出相似的波形，使得相关参数无法通过辨识技术

唯一估计^[23]。使用灵敏度分析策略进行参数辨识时，由于待辨识参数间可能存在相关性，通过固定灵敏度较小参数降维的方式会导致较大的辨识误差^[24]。因此，仅考虑灵敏度分析的辨识策略在复杂系统中行不通，无法对各参数准确辨识。

针对上述问题，本文建立了含恢复过程的光伏并网系统低电压穿越模型，对不同控制模型进行分析，得出了核心控制参数。考虑待辨识参数的相关性，提出多阶段参数辨识策略，解决了模型中存在的平台效应，提高了辨识结果的准确性。最后利用雪消融算法(snow-ablation-optimizer, SAO)进行多阶段辨识，并通过算例验证了本文所提方法的有效性。

1 光伏并网系统模型

1.1 光伏并网系统故障穿越建模

典型的光伏并网系统控制结构如图 1 所示，其中虚线框是典型的内、外环控制结构；短路故障发生在 35 kV 输电线路中；恒功率外环在故障发生后立即切断，切换至低电压穿越控制模式； ω_0 是稳态下的角频率， L 是逆变器和 PCC 之间的电感； e 是并网点电压， i 是并网点电流；下标 a、b、c 表示三相坐标系下的电量， $d、q$ 表示两相坐标系下的电量。图 1 中，电容器的主要功能是滤除高频分量，其对工频电流的影响可以忽略不计，因此在设计电流内环时通常忽略电容的影响。利用前馈补偿的策略，消除 dq 轴耦合分量的影响，实现有功、无功电流的动态解耦。其中，内环电流控制满足式(1)。

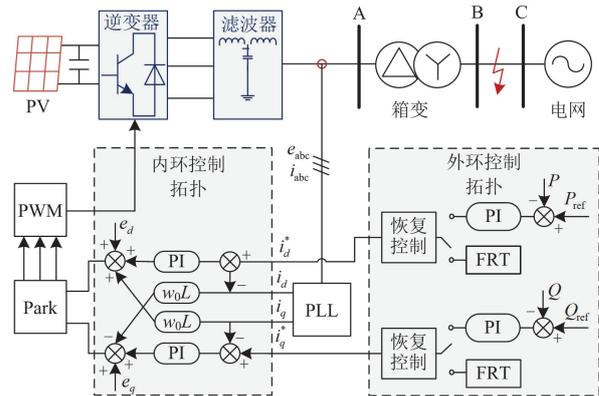


图 1 光伏并网系统控制结构

Fig. 1 Photovoltaic grid-connected system control structure

$$\begin{cases} u_d^* = k_{ip}(i_d^* - i_d) + k_{ii} \int (i_d^* - i_d) dt - w_0 L i_q + e_d \\ u_q^* = k_{ip}(i_q^* - i_q) + k_{ii} \int (i_q^* - i_q) dt - w_0 L i_d + e_q \end{cases} \quad (1)$$

式中： k_{ip} 、 k_{ii} 分别为内环 PI 控制器的比例系数、积分系数； i_d^* 、 i_q^* 分别为逆变器有功、无功电流的参

考值; u_d^* 、 u_q^* 分别为逆变器输出电压参考值 d 、 q 轴分量, 以上变量均为标么值。

系统稳态运行时, 外环通常包括有功功率控制和无功功率控制, 逆变器有功、无功电流的参考值计算公式为

$$\begin{cases} i_d^* = \left(k_{p_lp} + \frac{k_{i_lp}}{s} \right) (P_{ref} - P) \\ i_q^* = \left(k_{p_lq} + \frac{k_{i_lq}}{s} \right) (Q_{ref} - Q) \end{cases} \quad (2)$$

式中: k_{p_lp} 、 k_{i_lp} 分别为外环有功功率 PI 控制器的比例系数、积分系数; k_{p_lq} 、 k_{i_lq} 分别为外环无功功率 PI 控制器的比例系数、积分系数; P_{ref} 、 Q_{ref} 分别为有功功率、无功功率参考值^[25]。

光伏发电系统在故障期间有功电流与无功电流特性曲线如图 2 所示。故障切除后, 有功电流需要按一定速率恢复至稳态值, 有功电流在故障期间分为 3 个阶段, $0 \sim t_0$ 为稳态阶段, $t_0 \sim t_1$ 为故障稳态阶段, $t_1 \sim t_2$ 为恢复暂态阶段。无功电流无需考虑恢复特性, 不存在恢复暂态阶段^[25]。

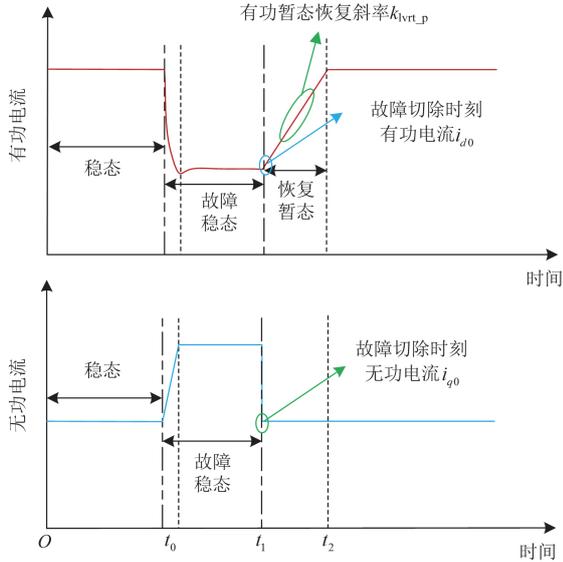


图 2 含恢复暂态的电流特性响应图

Fig. 2 Response plot of current characteristics with recovery transients

当电网在 t_0 发生故障时, 并网点电压发生跌落, 逆变器从正常控制模式切换至低电压穿越 (low-voltage-ride-through, LVRT) 控制模式, 按照我国低电压穿越控制标准, 此时逆变器输出电流参考值为

$$\begin{cases} i_q^* = K_{l_lq_LV} (0.9 - U_{PCC}) + I_{qset_LV} \\ i_d^* = K_{l_lp_LV} \times U_{PCC} + I_{pset_LV} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $K_{l_lq_LV}$ 为无功电流计算系数; I_{qset_LV} 为无功电流设定值; U_{PCC} 为并网点电压标么值; $K_{l_lp_LV}$ 为有功电流计算系数; I_{pset_LV} 为有功电流设定值。

故障结束后, 为降低并网逆变器输出电流突变对直流母线造成的冲击, 提高电网稳定性, 故有功电流输出在恢复暂态区间具有斜坡恢复特性, 而无功电流恢复则不具备斜坡恢复特性。因此故障暂态恢复期间电流控制指令为

$$\begin{cases} i_d^* = k_{ivrt_p} (t - t_1) + i_{p0} \\ i_q^* = i_{q0} \end{cases} \quad (4)$$

式中: k_{ivrt_p} 为有功暂态恢复速率; i_{p0} 为故障切除时刻的有功电流值; i_{q0} 为故障切除时刻的无功电流值; t 为当前时刻; t_1 为故障切除时刻。

1.2 模型待辨识参数分析

由故障穿越期间电流控制方程式(3)、式(4)可知, 若光伏逆变器控制不存在恢复暂态控制过程, 将无法准确描述光伏系统低电压穿越过程的动态特性, 因此考虑低电压穿越恢复暂态过程十分有必要。

由于故障穿越的不同阶段其控制方式存在显著差异, 为保证仿真结果的正确性, 根据故障穿越的不同阶段将待辨识参数进行划分, 划分结果如表 1 所示。

表 1 光伏并网逆变器控制参数

Table 1 Control parameters of PV grid-connected inverter		
序号	控制模式	参数
1	稳态控制	k_{p_lp} 、 k_{i_lp} 、 k_{p_lq} 、 k_{i_lq} 、 k_{pi} 、 k_{ii}
2	故障稳态	$K_{l_lq_LV}$ 、 I_{qset_LV} 、 $K_{l_lp_LV}$ 、 I_{pset_LV}
3	恢复暂态	k_{ivrt_p}

外环 PI 参数对系统的影响较小, 可以采用典型参数, 而内环参数对系统输出特性影响较大, 不可忽视^[22]。综上, LVRT 故障暂态待辨识参数主要有: k_{pi} 、 k_{ii} 、 $K_{l_lq_LV}$ 、 I_{qset_LV} 、 $K_{l_lp_LV}$ 、 I_{pset_LV} 和 k_{ivrt_p} 。

2 考虑参数相关性的多阶段辨识策略

2.1 LVRT 和电流内环模型耦合性分析

从 LVRT 控制数学模型可知, 逆变器内环 PI 控制参数对逆变器输出影响至关重要, 当系统稳定运行时, 网侧逆变器 dq 轴的参考值可以近似于其实际值。当系统由稳态切换为 LVRT 控制时, 联立式(1)、式(3)可得故障稳态期间控制方程为

$$\begin{cases} u_d^* = \left(k_{ip} + \frac{k_{ii}}{s}\right) [K_{1_lp_LV} \times U_{PCC} + I_{pset_LV}] - w_0 Li_q + e_d \\ u_q^* = \left(k_{ip} + \frac{k_{ii}}{s}\right) [K_{1_lq_LV} (0.9 - U_{PCC}) + I_{qset_LV}] - \\ w_0 Li_d + e_q \end{cases} \quad (5)$$

同理, 联立式(1)、式(4)可得暂态恢复期间控制方程为

$$\begin{cases} u_d^* = \left(k_{ip} + \frac{k_{ii}}{s}\right) [k_{lvrt_p} (t - t_1) + i_{p0}] - w_0 Li_q + e_d \\ u_q^* = \left(k_{ip} + \frac{k_{ii}}{s}\right) i_{q0} - w_0 Li_d + e_q \end{cases} \quad (6)$$

由式(5)、式(6)可知, 光伏逆变器故障期间内环控制参数与 LVRT 控制参数相耦合, 因此无法同步辨识 LVRT 和电流内环的控制参数。

此外, 在低电压穿越控制参数辨识问题中, 由于故障控制过程是高阶和非线性的, 导致平台现象的出现, 其中参数间的相关性是主要原因之一。针对以上问题, 本文提出了考虑参数相关性的多阶段辨识策略。

2.2 参数相关性分析

Hessian 矩阵已在文献[21]中作为一种成熟的相关性分析算法进行了理论验证和应用。在本文中, 使用它对待辨识参数进行相关性分析, 具体流程如下所述。

1) 首先, 对系统参数进行灵敏度分析。搭建模型输出的灵敏度矩阵如式(7)所示。

$$\mathbf{Q}(\theta) = \left[\frac{\partial y(\theta, k)}{\partial \theta_1}, \frac{\partial y(\theta, k)}{\partial \theta_2}, \dots, \frac{\partial y(\theta, k)}{\partial \theta_c} \right] \quad (7)$$

式中, $\mathbf{Q}(\theta)$ 是 $K \times C$ 维矩阵, 其中 K 是系统输出 y 的采样点总数, C 是模型参数的总数, $\mathbf{Q}(\theta)$ 的每一列表示一个参数的轨迹灵敏度曲线。

2) 其次, 计算 Hessian 矩阵。在工程实践中, Hessian 矩阵 $\mathbf{H}(\theta)$ 的计算量很大, 很难得到其准确解, 因此可以简单近似为

$$\mathbf{H}(\theta) = \mathbf{Q}^T(\theta) \mathbf{Q}(\theta) \quad (8)$$

在所有待辨识参数中, Hessian 矩阵的最小特征值表明其相应的参数与其他参数相关。

3) 最后, 计算 Hessian 矩阵的相关因子 $\lambda_j(\mathbf{H})$, 以确定特征值是否足够小。

$$\lambda_j(\mathbf{H}) = \frac{\lambda_{\max}}{\lambda_j} \quad (9)$$

式中: λ_{\max} 为 Hessian 矩阵中的最大特征值; λ_j 为

除最大特征值之外的第 j 个特征值。建议当参数的 $\lambda_j(\mathbf{H})$ 大于 10^5 时, 这些参数是相关的^[21]。

2.3 多阶段辨识策略

由式(5)、式(6)可知, LVRT 与内环参数间存在耦合关系, 如果同步辨识会导致低灵敏度参数辨识结果不准确。一般采用分步辨识方法将系统降阶, 从而达到解耦的效果, 所以需要对待辨识参数分区。通过对待辨识参数相关性分析, 将其分为 3 类: 1) 仅与有功电流相关(active-current-related, ACR); 2) 仅与无功电流相关(reactive-current-related, RCR); 3) 有功电流和无功电流均独立(independent in both active and reactive currents, IAR), 辨识流程如图 3 所示, 具体辨识步骤如下所述。

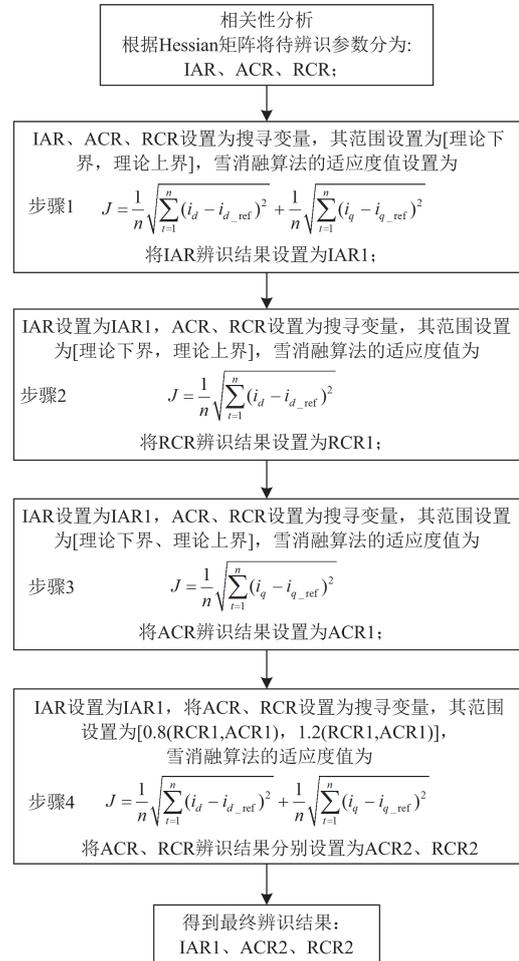


图 3 多阶段辨识策略流程图

Fig. 3 Flowchart of multi-stage identification strategy

1) 步骤 1: 辨识 IAR 参数。通常敏感而不相关的参数可以被准确而且唯一辨识, 因此在多级辨识中首先确定 IAR 参数的值。在该步骤中, 将所有待

辨识参数范围设置为[理论下界, 理论上界], 设置适应度函数为

$$J = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (i_d - i_{d_ref})^2} + \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (i_q - i_{q_ref})^2} \quad (10)$$

式中: i_d 、 i_q 分别为逆变器输出的有功、无功电流值; i_{d_ref} 、 i_{q_ref} 分别为逆变器实测的有功、无功电流值; n 为采样点总数。此时辨识出来的 IAR 值设为 IAR_1 。

2) 步骤 2: 估计 RCR 的近似范围。在确定了 IAR 的值之后, 以有功电流为观测量来估计 RCR 的值。将 IAR 设置为 IAR_1 , 其他参数根据计算设置为[理论下界, 理论上界], 设置适应度函数为

$$J = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (i_d - i_{d_ref})^2} \quad (11)$$

此时辨识出来的 RCR 值设为 RCR_1 。

3) 步骤 3: 估计 ACR 的近似范围。以无功电流为观测量来估计 ACR 的值。将 IAR 设置为 IAR_1 , 其他参数根据计算设置为[理论下界, 理论上界], 设置适应度函数为

$$J = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (i_q - i_{q_ref})^2} \quad (12)$$

此时辨识出来的 ACR 值设为 ACR_1 。

4) 步骤 4: 矫正 RCR、ACR 的值。如步骤 2 和步骤 3 所述, 在目标函数中只考虑单个观测值, 即有功电流和无功电流。由于过度拟合问题, 辨识值通常与真实值略有偏差。因此, 执行校正过程以调整 RCR、ACR 的值。

将 IAR 设置为 IAR_1 , 而 RCR、ACR 被视为搜索变量。然而, RCR 和 ACR 的搜索范围根据 RCR_1 和 ACR_1 的估计值而受到限制, 即 $[0.8(RCR_1, ACR_1), 1.2(RCR_1, ACR_1)]$ 。同时, 将参数校正的目标函数修改为式(10)。

最终待辨识参数的识别结果为 IAR_1 、 RCR_2 和 ACR_2 。

3 雪消融算法

根据雪的升华和消融行为提出的雪消融算法是新一代全局优化算法, 可用于逆变器参数寻优。算法主要包含 4 个部分: 初始化阶段、探索阶段、开采阶段和对偶种群机制。

3.1 初始化阶段

通过预先设置参数的上、下界, 再利用式(13)随机生成第一批粒子。

$$\mathbf{Z} = \mathbf{R} + \alpha \times (\mathbf{U} - \mathbf{R}) =$$

$$\begin{bmatrix} z_{1,1} & z_{1,2} & \cdots & z_{1,D-1} & z_{1,D} \\ z_{2,1} & z_{2,2} & \cdots & z_{2,D-1} & z_{2,D} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ z_{N-1,1} & z_{N-1,2} & \cdots & z_{N-1,D-1} & z_{N-1,D} \\ z_{N,1} & z_{N,2} & \cdots & z_{N,D-1} & z_{N,D} \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中: \mathbf{Z} 表示初始粒子的位置; \mathbf{U} 和 \mathbf{R} 分别表示优化参数的上、下界; α 表示[0, 1]中的随机数; N 表示种群的大小; D 表示自变量的个数。

3.2 探索阶段

当雪或由雪转化的液态水转化为蒸汽时, 由于不规则的运动, 搜索粒子呈现出高度分散的特征, 在 SAO 算法中用布朗运动来模拟这种情况。对于标准布朗运动, 步长是通过基于均值为 0、方差为 1 的正态分布的概率密度函数来获得的, 其数学表示如式(14)所示。

$$f_B(x; 0, 1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \times \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \quad (14)$$

式中, f_B 表示每次迭代的步长。布朗运动通过动态和均匀的步长, 允许搜索粒子探索解空间中的潜在区域, 这反映了蒸汽在解空间中扩散的情况, 在探索阶段, 搜索粒子的位置更新如式(15)所示。

$$Z_h(m+1) = A_{\text{elite}}(m) + \beta_h(m) \otimes (\alpha \times (G(m) - Z_h(m)) + (1-\alpha) \times (\bar{Z}(m) - Z_h(m))) \quad (15)$$

式中: $Z_h(m)$ 表示在 m 次迭代中第 h 个个体的位置; $\beta_h(m)$ 是基于高斯分布的随机向量, 模拟布朗运动; $G(m)$ 是第 m 次迭代中最优解; α 表示[0, 1]中的随机数; $\bar{Z}(m)$ 表示当前种群质心位置; $A_{\text{elite}}(m)$ 表示精英种群中的随机个体, 其表达式如式(16)所示。

$$A_{\text{elite}}(m) \in [G(m), Z_{\text{second}}(m), Z_{\text{third}}(m), Z_c(m)] \quad (16)$$

式中: $Z_{\text{second}}(m)$ 和 $Z_{\text{third}}(m)$ 分别表示第二优和第三优的粒子位置; $Z_c(m)$ 为适应度在前 50% 的粒子的质心位置, 称之为领导者, 其表达式为

$$Z_c(m) = \frac{1}{N_1} \sum_{h=1}^{N_1} Z_h(m) \quad (17)$$

式中: N_1 表示领导者的数量, 其大小等于整个种群数量的一半; $Z_h(m)$ 为 h 个个体中最好的领导者。

3.3 开采阶段

在该阶段, 主要利用融雪模型(度日法)来围绕当前的最优解进行开发, 从而获得更优的解, 而不是进一步扩展其高度分散的功能, 该方法的一般形式如式(18)所示。

$$M = Q_{\text{DDF}} \times (T - T_1) \quad (18)$$

式中： Q_{DDF} 为度日因子，其范围为[0.35, 0.6]； M 为融雪速率； T 为日平均温度； T_1 为通用基准温度，通常设置为 0。因此式(18)化简为

$$M = Q_{DDF} \times T \quad (19)$$

在每次迭代中， Q_{DDF} 更新的表达式为

$$Q_{DDF} = 0.35 + 0.25 \times \frac{1}{e - 1} \times (e^{m_{\max}} - 1) \quad (20)$$

式中， m_{\max} 为最大迭代次数。

所以，在 SAO 算法中，融雪速率可以表示为

$$\begin{cases} M = \left(0.35 + 0.25 \times \frac{1}{e - 1} \times (e^{m_{\max}} - 1) \right) \times T(m) \\ T(m) = e^{-\frac{1}{m_{\max}} \times m} \end{cases} \quad (21)$$

式中， m 为当前迭代次数。

在 SAO 的开采阶段，位置更新方程为

$$Z_h(m+1) = M \times G(m) + B_h(m) \otimes (\beta \times (G(m) - Z_h(m)) + (1 - \beta) \times (\bar{Z}(m) - Z_h(m))) \quad (22)$$

式中， β 为[-1, 1]中的随机数，该参数有助于个体之间的通信。

3.4 对偶种群机制

随着时间的推移，个体进行不规则运动并具有高度分散特征的可能性增加，使算法逐渐倾向于搜寻全局解。SAO 算法设计了对偶种群机制来反映这种情况，并维持开发和探索两阶段的平衡。

在迭代的早期阶段，将整个粒子种群随机划分为两个大小相等的子种群，分别负责探索和开采。将总种群和两个子种群分别表示为 P 、 P_a 和 P_b ，其大小分别表示为 N 、 N_a 和 N_b 。然后，随着迭代的进行，探索的子种群数量逐渐减小，而开采的种群数量相应增加。

综上所述，SAO 算法的位置更新方程为

$$Z_h(m+1) = \begin{cases} A_{\text{elite}}(m) + B_h(m) \otimes (\alpha \times (G(m) - Z_h(m)) + (1 - \alpha) \times (\bar{Z}(m) - Z_h(m))), h \in \text{index}_a \\ M \times G(m) + B_h(m) \otimes (\beta \times (G(m) - Z_h(m)) + (1 - \beta) \times (\bar{Z}(m) - Z_h(m))), h \in \text{index}_b \end{cases} \quad (23)$$

式中； index_a 表示子种群 P_a 在位置矩阵 Z 中的行和列； index_b 表示子种群 P_b 在位置矩阵 Z 中的行和列。

利用 SAO 算法参与多阶段解耦辨识方法的流程图如图 4 所示。图 4 中，SAO 算法与仿真模型通过个体和个体对应的适应度值连接，多阶段解耦辨识算法通过调用 SAO 算法，寻找每个阶段的最优解。

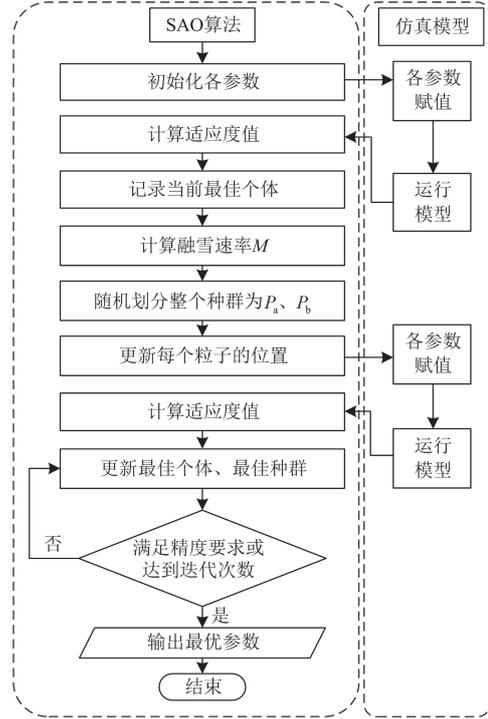


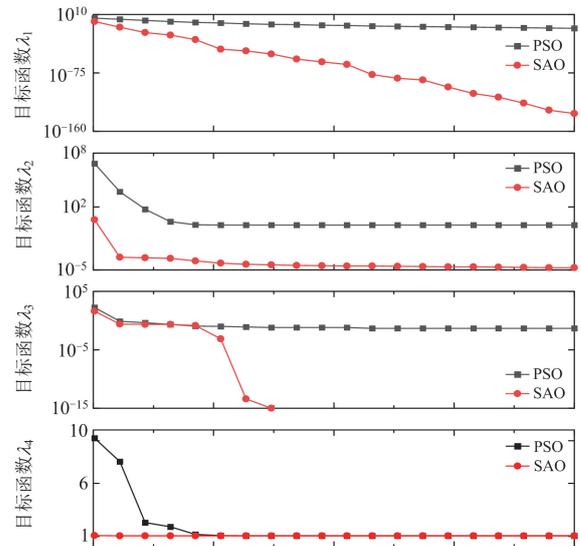
图 4 SAO 算法流程图

Fig. 4 Flowchart of SAO algorithm

3.5 SAO 算法性能测试

为检验 SAO 算法在迭代速度和精度方面的优势，采用文献[26]中的 6 种基准测试函数对 SAO 算法和粒子群算法 (particle-swarm-optimization, PSO) 进行仿真对比。算法各运行 30 次，取其适应度的平均值，得到的 6 种基准函数的平均收敛曲线如图 5 所示。

由图 5 可知，对于单峰函数 λ_1 和 λ_2 ，SAO 算法能够迅速跳出局部最优解，且收敛速度优于 PSO 算法；在多峰函数 λ_3 和 λ_4 的情况下，SAO 算法的平



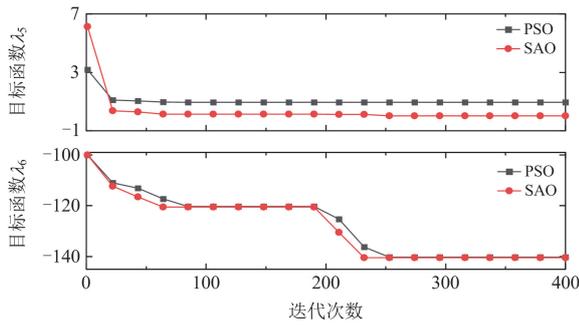


图 5 函数平均收敛曲线

Fig. 5 Average convergence curve of the function

均最佳适应度值与理论最优值的误差为 0；对于固定维多峰函数 λ_5 和 λ_6 ，PSO 和 SAO 算法的平均收敛曲线趋势相似，但 SAO 算法的平均适应度值却优于 PSO 算法。

4 仿真算例分析

为了验证所提方法的有效性，根据实际场站信息搭建光伏并网系统仿真模型，利用 RT-LAB 半实物测试平台获取光伏控制器实测数据集，测试环境如图 6 所示。



图 6 RT-LAB 半实物测试平台

Fig. 6 RT-LAB semi-physical test platform

当模型稳态运行且光伏组件运行于标准测试条件(温度 $T = 25^\circ\text{C}$ ，辐照度 $S = 1000 \text{ W/m}^2$)时，光伏阵列的输出功率 $P_{\text{Array}} = 0.186 \text{ MVA}$ 。

为验证多阶段辨识策略在不同电压跌落程度下的参数辨识稳定性，在 35 kV 母线处设置不同大小的三相对称接地阻抗值，使光伏电站并网点电压跌落程度分别约为 60%、40%、20%，故障持续时间为 0.1 s，种群规模为 50，迭代次数为 50 次。

4.1 多阶段辨识策略流程

在电压跌落至 $80\%U_n$ 的工况下对模型参数辨识， U_n 为额定电压。通过 2.2 节中的方法构建了有功电流和无功电流的特征 Hessian 矩阵，特征值和特征因子计算结果如表 2 和表 3 所示。

在表 2 中， $K_{1_lq_LV}$ 、 I_{qset_LV} 的特征因子远远超过了阈值 10^5 ，意味着 $K_{1_lq_LV}$ 、 I_{qset_LV} 在有功电流方面是相关的。同理，在表 3 中， $K_{1_lp_LV}$ 、 I_{pset_LV} 、 k_{ivrt_p} 在无功电流方面是相关的。因此，将控制器参数分为 3 类。1) IAR: k_{pi} 、 k_{ii} ；2) ACR: $K_{1_lq_LV}$ 、 I_{qset_LV} ；3) RCR: $K_{1_lp_LV}$ 、 I_{pset_LV} 、 k_{ivrt_p} 。

表 2 有功电流下参数特征值和特征因子

Table 2 Parameter eigenvalues and eigenfactors under active current

参数	特征值	特征因子
k_{pi}	4.32×10^4	1
k_{ii}	422.45	102.26
$K_{1_lp_LV}$	395.42	109.25
k_{ivrt_p}	288.74	149.61
I_{pset_LV}	29.05	1.49×10^3
$K_{1_lq_LV}$	0.0087	4.97×10^6
I_{qset_LV}	2.42×10^{-6}	1.79×10^{10}

表 3 无功电流下参数特征值和特征因子

Table 3 Parameter eigenvalues and eigenfactors under reactive current

参数	特征值	特征因子
k_{pi}	6.12×10^6	1
k_{ii}	1.08×10^6	5.67
$K_{1_lq_LV}$	5.72×10^5	10.7
I_{qset_LV}	2.36×10^4	259.32
$K_{1_lp_LV}$	2.09×10^{-8}	2.93×10^{14}
I_{pset_LV}	1.24×10^{-8}	4.94×10^{14}
k_{ivrt_p}	7.24×10^{-10}	8.25×10^{15}

然后根据参数分类对逆变器参数进行多阶段辨识调整，结果如表 4 和图 7—图 10 所示。

表 4 多阶段辨识结果

Table 4 Multi-stage identification results

参数	步骤 1	步骤 2	步骤 3	步骤 4	真实值
k_{pi}	6.11	6.11	6.11	6.11	6
k_{ii}	1.03	1.03	1.03	1.03	1
$K_{1_lq_LV}$	1.89	1.55	1.75	1.7	1.75
I_{qset_LV}	-0.84	-1.9	-3.6	-2.15	-2.1
$K_{1_lp_LV}$	2.32	0.56	1.7	1.93	1.89
I_{pset_LV}	40.13	61.35	40.9	40.79	40.18
k_{ivrt_p}	1.18	1.56	1	1.03	1.05

在图 7(步骤 1)中，首先辨识 IAR 的值。尽管图中有功电流、无功电流能够较好地吻合，但 ACR 和 RCR 分别在有功电流和无功电流中相关，使得

ACR 和 RCR 不能准确辨识。为消除它们间的相关性，步骤 2、3 分别以无功电流、有功电流为观测量辨识 ACR 和 RCR 的值。

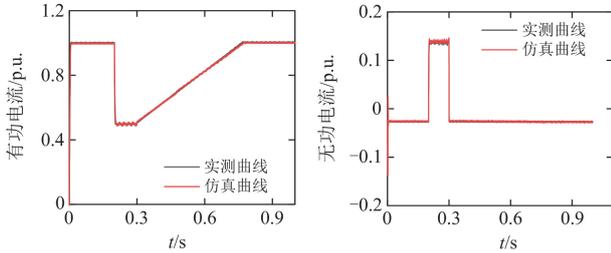


图 7 仿真曲线与实测数据对比图(步骤 1)
Fig. 7 Comparison of simulation curves and measured data (step 1)

在辨识 ACR 和 RCR 的过程中，由于只考虑了有功电流或无功电流的误差，因此很容易出现曲线过拟合的问题，导致辨识的参数值不准确。步骤 2 中，以无功电流为观测量辨识 ACR 的值，其输出与实测数据对比如图 8 所示。

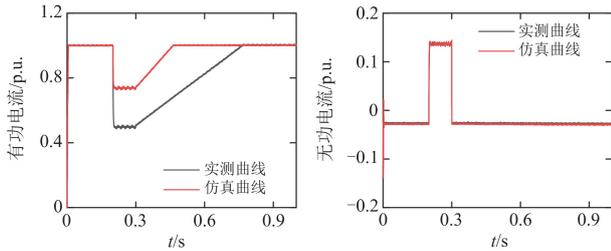


图 8 仿真曲线与实测数据对比图(步骤 2)
Fig. 8 Comparison of simulation curves and measured data (step 2)

从图 8 中可以看出，模型的无功电流与实测数据能够较好地吻合，但有功电流的误差较为明显。这是由于在辨识 ACR 过程中，只考虑了无功电流与实测数据的误差，产生了曲线过拟合问题。同样地，以有功电流为观测量辨识 RCR 过程中会出现相反的情况，如图 9 所示。

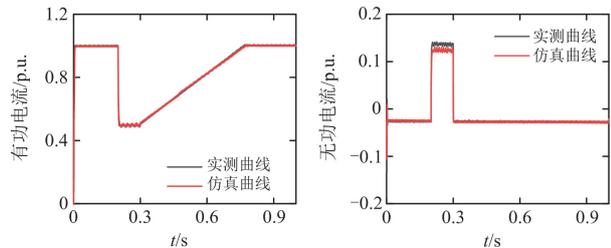


图 9 仿真曲线与实测数据对比图(步骤 3)
Fig. 9 Comparison of simulation curves and measured data (step 3)

为精确辨识 ACR 与 RCR 参数，在步骤 4 中，通过调整 ACR、RCR 的搜寻范围，同时考虑有功电流、无功电流与实测数据的误差对参数进行修正，其辨识结果如图 10 所示。

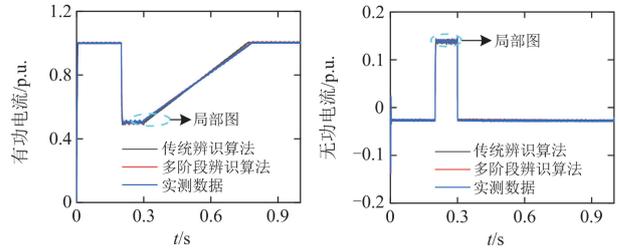


图 10 仿真曲线与实测数据对比图(步骤 4)
Fig. 10 Comparison of simulation curves and measured data (step 4)

至此，多阶段辨识算法的全部步骤已经完成。该算法在并网点电压跌落至 0.8 p.u. 工况下，能够准确辨识光伏逆变器模型参数，其输出结果也能与实测波形吻合。

4.2 多阶段辨识策略与传统灵敏度辨识策略对比

为了更好地验证本文所提方法的准确性，以并网点电压跌落至 80% U_n 为例，采用传统灵敏度分析的辨识结果与本文辨识结果进行对比，辨识结果如表 5 所示，局部放大信息如图 11 所示。

表 5 与传统辨识策略辨识结果对比

Table 5 Comparison of identification results with traditional identification strategies

参数	多阶段辨识值		传统辨识值	
	辨识结果	误差/%	辨识结果	误差/%
k_{pi}	6.11	1.84	6.15	2.5
k_{ii}	1.02	2	0.97	3.1
$K_{l_iq_LV}$	1.7	2.86	1.86	6.43
I_{qset_LV}	-2.15	2.33	-2.01	4.48
$K_{l_ip_LV}$	1.93	2.11	1.99	5.42
I_{pset_LV}	40.79	1.52	38.52	4.12
k_{ivrt_p}	1.03	1.9	1.1	4.76

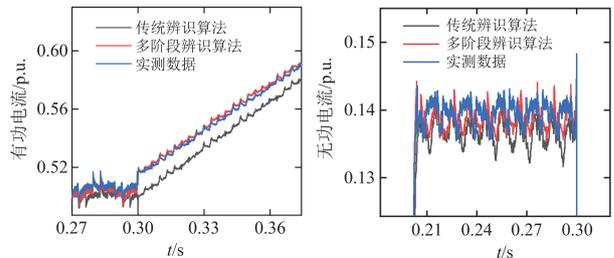


图 11 传统辨识策略与多阶段辨识策略对比局部图

Fig. 11 Localized diagram of comparing the traditional identification strategy with the multi-stage identification strategy

从图 11 可以看出,多阶段辨识曲线与实测曲线更加匹配,具有更高的准确性。计算多阶段辨识曲线和传统辨识曲线与实测数据的误差,其中多阶段辨识曲线的拟合误差为 0.074,传统辨识曲线的拟合误差为 1.65。

从表 5 可以看出,使用传统辨识策略只有 k_{pi} 、 k_{ii} 参数能够准确辨识。因为使用传统辨识算法时,只考虑了单一的拟合误差,导致了过拟合现象的产生。而在多阶段辨识算法中,对待辨识参数进行了完全解耦和正确调整,表现出优越的抑制平台现象的能力。因此,多阶段辨识策略具有更好的辨识精度。

4.3 SAO 算法的有效性验证

为验证 SAO 算法在模型参数辨识过程中依然有效,将多阶段辨识策略各阶段的算法用 PSO 算法替代,其余步骤不变。为降低算法随机性带来的误差,将 SAO、PSO 算法独立运行 50 次,取其平均值。

图 12 为采用 SAO、PSO 算法辨识 LVRT 控制参数时的平均最佳适应度曲线。

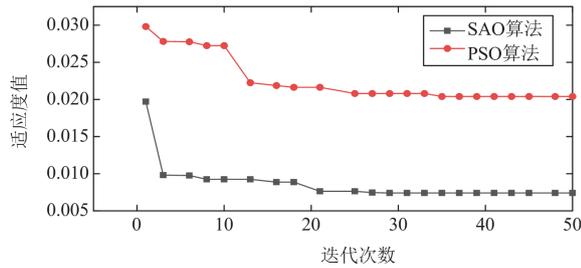


图 12 不同算法多阶段辨识策略适应度值

Fig. 12 Adaptation values of different algorithms for multi-stage recognition strategies

采用 SAO 辨识的平均适应度值为 0.0074, PSO 辨识的平均适应度值为 0.021。由于 SAO 的对偶机制,SAO 算法能够快速地摆脱局部最优,更好地搜寻最佳参数。此外,SAO 算法和 PSO 算法分别于第 29 次和第 35 次迭代达到全局收敛,故 SAO 算法的收敛速度优于 PSO 算法。

表 6 为使用 PSO 算法进行多阶段辨识的结果。与表 5 对比可以发现,使用 SAO 算法进行多阶段辨识能够提升辨识参数的精度。比较 PSO 算法的多阶段辨识结果与 SAO 算法的传统策略辨识结果可以发现,多阶段辨识策略的结果依然优于传统辨识策略结果。

综上,在使用相同辨识策略的情况下,SAO 算法具有更强的全局搜索能力以及更快的迭代速度,所以 SAO 算法能更有效地提高模型参数的辨识精度。

表 6 使用 PSO 算法进行多阶段辨识结果

Table 6 Multi-stage identification results using PSO algorithm

参数	辨识结果	误差/%	寻优范围
k_{pi}	5.85	2.5	[0, 12]
k_{ii}	1.03	3	[0, 2]
$K_{l_iq_LV}$	1.81	3.7	[0, 4]
I_{qset_LV}	-2.05	2.52	[-4, 0]
$K_{l_ip_LV}$	1.93	2.6	[0, 4]
I_{pset_LV}	40.95	1.9	[0, 80]
k_{lvrt_p}	1.07	2.1	[0, 2]

4.4 光伏并网系统低电压穿越模型多阶段辨识策略稳定性验证

为验证多阶段辨识策略的稳定性,在光伏电站母线 35 kV 处设置三相短路故障,使电压跌落至 $60\%U_n$ 、 $40\%U_n$ 和 $20\%U_n$,多阶段辨识结果如表 7—表 9 所示,其仿真曲线与实测曲线对比如图 13—图 15 所示。

从图 13—图 15 可以看出,仿真曲线与实测曲线相吻合,说明本文提出的多阶段辨识策略能有效地辨识光伏逆变器参数,具有实际工程意义。

综上所述,本文提出的光伏并网系统模型多阶段辨识策略能够有效地辨识主导光伏发电系统的动态特性参数,并在不同工况下表现出良好的适应性。

表 7 $60\%U_n$ 工况下模型辨识结果

Table 7 Model identification results at $60\%U_n$

working condition			
参数	辨识结果	误差/%	寻优范围
k_{pi}	6.08	1.4	[0, 12]
k_{ii}	1.02	2	[0, 2]
$K_{l_iq_LV}$	1.81	3.16	[0, 4]
I_{qset_LV}	-2.05	2.4	[-4, 0]
$K_{l_ip_LV}$	1.84	2.41	[0, 4]
I_{pset_LV}	39.41	1.92	[0, 80]
k_{lvrt_p}	1.06	1	[0, 2]

表 8 $40\%U_n$ 工况下模型辨识结果

Table 8 Model identification results under $40\%U_n$

working condition			
参数	辨识结果	误差/%	寻优范围
k_{pi}	6.07	1.2	[0, 12]
k_{ii}	0.99	1	[0, 2]
$K_{l_iq_LV}$	1.79	2.53	[0, 4]
I_{qset_LV}	-2.06	2.1	[-4, 0]
$K_{l_ip_LV}$	1.91	1.55	[0, 4]
I_{pset_LV}	39.7	1.2	[0, 80]
k_{lvrt_p}	1.06	1	[0, 2]

表 9 20% U_n 工况下模型辨识结果
Table 9 Model identification results at 20% U_n

working condition			
参数	辨识结果	误差/%	寻优范围
k_{pi}	5.93	1.3	[0, 12]
k_{ii}	1.01	1	[0, 2]
$K_{l_iq_LV}$	1.7	2.6	[0, 4]
I_{qset_LV}	-2.14	2	[-4, 0]
$K_{l_ip_LV}$	1.92	1.5	[0, 4]
I_{pset_LV}	39.78	1	[0, 80]
k_{lvrt_p}	1.07	2	[0, 2]

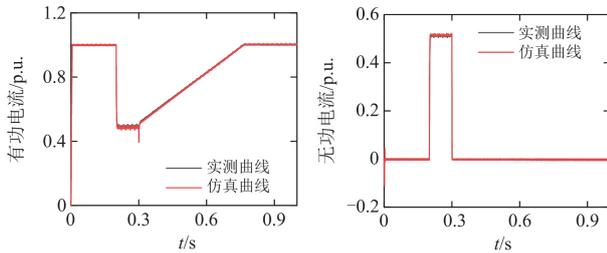


图 13 并网电压跌落至 60% U_n 时仿真曲线与实测曲线对比

Fig. 13 Comparison between simulated and measured curves when the voltage drops to 60% U_n at the grid-connected point

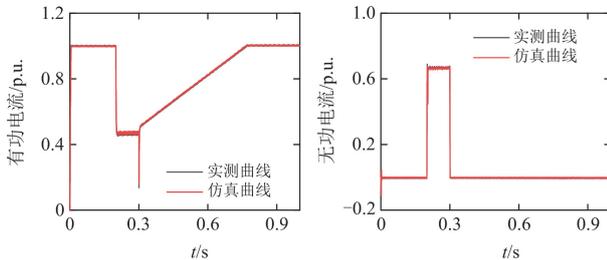


图 14 并网电压跌落至 40% U_n 时仿真曲线与实测曲线对比

Fig. 14 Comparison between simulated and measured curves when the voltage drops to 40% U_n at the grid-connected point

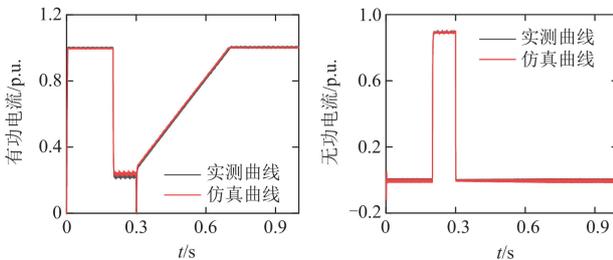


图 15 并网电压跌落至 20% U_n 时仿真曲线与实测曲线对比

Fig. 15 Comparison between simulated and measured curves when the voltage drops to 20% U_n at the grid-connected point

5 结论

为获得准确的光伏逆变器低电压穿越模型参数，提出了基于雪消融算法的光伏并网逆变器低电压穿越模型多阶段参数辨识方法，通过算例仿真验证所提方法的正确性，得出以下结论。

1) 搭建了带有恢复过程的光伏并网模型，分析得到影响其输出特性的主要参数包括内环控制参数和 LVRT 参数。并通过对 LVRT 期间的控制方程分析，得到内环控制参数与 LVRT 参数耦合，不能同步辨识。

2) 基于相关性分析的参数分类和多阶段辨识策略有效地避免了平台现象，防止了过拟合现象，提高了辨识结果的准确性。

3) 通过与 PSO 算法辨识结果对比，SAO 算法具有收敛速度快、辨识精度高的优点；将本文所提方法与传统灵敏度分析制定的辨识策略进行对比，发现传统辨识策略容易出现过拟合现象，传统灵敏度分析结果得到的参数辨识结果误差较大，而本文方法有效地提高了辨识精度。

参考文献

- [1] 国家能源局. 国家能源局发布 2023 年全国电力工业统计数据[EB/OL]. [2024-11-18]. https://www.nea.gov.cn/2024-01/26/c_1310762246.htm. National Energy Administration. The National Energy Administration released statistics on the national power industry in 2023[EB/OL]. [2024-11-18]. https://www.nea.gov.cn/2024-01/26/c_1310762246.htm.
- [2] 王潇桐, 王彤, 邓俊, 等. 光伏逆变器机电暂态模型的控制模式及参数一体化辨识策略[J]. 电网技术, 2023, 47(9): 3547-3558. WANG Xiaotong, WANG Tong, DENG Jun, et al. Control mode and parameter integration identification of photovoltaic inverter electromechanical transient model[J]. Power System Technology, 2023, 47(9): 3547-3558.
- [3] 刘江, 高淑萍, 孙向东, 等. 弱电网下光伏并网逆变器谐振抑制方法综述[J]. 南方电网技术, 2024, 18(3): 65-71. LIU Jiang, GAO Shuping, SUN Xiangdong, et al. Overview of resonance suppression methods for PV grid-connected inverters in weak grid[J]. Southern Power System Technology, 2024, 18(3): 65-71.
- [4] 董成武, 牛芳, 夏林伟, 等. 两级式单相光伏逆变器并网过电压抑制策略研究[J]. 电网与清洁能源, 2023, 39(11): 134-141, 150. DONG Chengwu, NIU Fang, XIA Linwei, et al. A study on the grid-connected overvoltage suppression strategy of

- the two-stage single-phase photovoltaic inverter[J]. *Power System and Clean Energy*, 2023, 39(11): 134-141, 150.
- [5] 吴滨源, 李建文, 李永刚, 等. 并网逆变器 dq 阻抗灰箱辨识方法与应用[J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(4): 1534-1546.
- WU Binyuan, LI Jianwen, LI Yonggang, et al. Gray-box identification method of grid-connected inverters dq impedance and its applications[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(4): 1534-1546.
- [6] ANG K M, LIM W H, ISA N A M, et al. A constrained multi-swarm particle swarm optimization without velocity for constrained optimization problems[J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 140: 112882.
- [7] 陈磊, 郑燊聪, 蒋禹齐, 等. 基于改进混沌布谷鸟算法的风电场多机等值参数辨识方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(20): 99-106.
- CHEN Lei, ZHENG Shencong, JIANG Yuqi, et al. Identifying multi-machine equivalent parameters of wind farms based on an improved chaotic cuckoo search algorithm[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(20): 99-106.
- [8] 郭强, 孙华东, 高磊, 等. 计及风电场随机特性的 SVG 模型参数智能辨识方法研究[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(24): 7950-7958, 8232.
- GUO Qiang, SUN Huadong, GAO Lei, et al. Intelligent identification of static var generator model with stochastic characters of wind farm[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(24): 7950-7958, 8232.
- [9] 徐岩, 靳伟佳, 朱晓荣. 基于遗传粒子群算法的光伏并网逆变器参数辨识[J]. *太阳能学报*, 2021, 42(7): 103-109.
- XU Yan, JIN Weijia, ZHU Xiaorong. Parameter identification of photovoltaic grid-connected inverter based on GAPSO[J]. *Actaenergie Solaris Sinica*, 2021, 42(7): 103-109.
- [10] 王哲, 吕敬, 吴林林, 等. 基于 Vector Fitting 的光伏并网逆变器控制器参数频域辨识方法[J]. *电力自动化设备*, 2022, 42(5): 118-124.
- WANG Zhe, LÜ Jing, WU Linlin, et al. Frequency-domain identification method for controller parameters of photovoltaic grid-connected inverter based on Vector Fitting[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2022, 42(5): 118-124.
- [11] 金字清, 鞠平, 潘学萍, 等. 光伏逆变器控制参数的分步辨识方法[J]. *电网技术*, 2015, 39(3): 594-600.
- JIN Yuqing, JU Ping, PAN Xueping, et al. A stepwise method to identify controller parameters of photovoltaic inverter[J]. *Power System Technology*, 2015, 39(3): 594-600.
- [12] 夏楠, 罗傲京, 晁璞璞, 等. 基于故障穿越演化特性的 SVG 电磁暂态模型测辨方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(13): 1-12.
- XIA Nan, LUO Aoqing, CHAO Pupu, et al. Identification method of an electromagnetic transient model for an SVG based on fault ride-through evolution characteristics[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(13): 1-12.
- [13] 中国电力科学研究院. 光伏发电系统模型及参数测试规程: GB/T32892—2016[S]. 北京: 中国标准出版社, 2016.
- China Electrical Power Research Institute. Model and parameter test regulation for photovoltaic power system: GB/T32892—2016[S]. Beijing: Standards Press of China, 2016.
- [14] 葛路明, 曲立楠, 陈宁, 等. 光伏逆变器的低电压穿越特性分析与参数测试方法[J]. *电力系统自动化*, 2018, 42(18): 149-156.
- GE Luming, QU Linan, CHEN Ning, et al. Characteristic analysis of low voltage ride-through and parameter test method for photovoltaic inverter[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2018, 42(18): 149-156.
- [15] 韩平平, 范桂军, 孙维真, 等. 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[J]. *电力自动化设备*, 2020, 40(2): 49-54.
- HAN Pingping, FAN Guijun, SUN Weizhen, et al. Identification of LVRT characteristics of photovoltaic inverters based on data testing and PSO algorithm[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2020, 40(2): 49-54.
- [16] 秦继朔, 贾科, 孔繁哲, 等. 基于寻优算法的永磁风机并网逆变器故障穿越控制参数分步辨识[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(增刊 1): 59-69.
- QIN Jishuo, JIA Ke, KONG Fanzhe, et al. Stepwise parameter identification of fault ride-through control parameters of PMSG grid-connected inverter based on optimization algorithm[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(S1): 59-69.
- [17] 夏天华, 马骏超, 黄弘扬, 等. 基于 RTDS 硬件在环测试的 SVG 控制器参数辨识[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(13): 110-116.
- XIA Tianhua, MA Junchao, HUANG Hongyang, et al. Parameter identification for SVG controller based on RTDS hardware-in-the-loop test[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(13): 110-116.
- [18] 曹斌, 刘文焯, 原帅, 等. 基于低电压穿越试验的光伏发电系统建模研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(18): 146-155.
- CAO Bin, LIU Wenzhuo, YUAN Shuai, et al. Modeling

- of photovoltaic power system based on low voltage ride-through test[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(18): 146-155.
- [19] 马睿聪, 邹世豪, 曹永吉, 等. 基于灵敏度分析的同步调相机及其励磁系统参数分类辨识方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(4): 26-37.
MA Ruicong, ZOU Shihao, CAO Yongji, et al. Sensitivity analysis-based classification and identification method of a synchronous condenser and its excitation system parameter[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(4): 26-37.
- [20] 王浩远, 贾科, 毕天姝, 等. 基于故障及其恢复特征的光伏逆变器电流环控制参数辨识方法[J/OL]. *电网技术*: 1-12[2024-11-18]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2024.0382>.
WANG Haoyuan, JIA Ke, BI Tianshu, et al. Identification method of current loop control parameters of PV inverter based on fault and its recovery characteristic[J]. *Power System Technology*: 1-12[2024-11-18]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2024.0382>
- [21] TRANSTRUM M K, SARIĆ A T, STANKOVIĆ A M. Information geometry approach to verification of dynamic models in power systems[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2017, 33(1): 440-450.
- [22] CHENG X, LEE W J, SAHNI M, et al. Dynamic equivalent model development to improve the operation efficiency of wind farm[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2016, 52(4): 2759-2767.
- [23] CHANG F, ZHE Y, DI S, et al. Bayesian estimation based parameter estimation for composite load[C] // 2019 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM), August 4-8, 2019, Atlanta, GA, USA: 1-5.
- [24] 乔腾, 张益铭, 曹一家, 等. 基于概率可靠性评估的永磁直驱风机低电压穿越控制模型参数辨识[J]. *中国电力*, 2021, 54(12): 102-111.
QIAO Teng, ZHANG Yiming, CAO Yijia, et al. Parameter identification of low voltage ride-through control model for permanent magnet direct-drive wind turbine based on probabilistic reliability assessment[J]. *Electric Power*, 2021, 54(12): 102-111.
- [25] 郭强, 王鹤, 聂永辉, 等. 考虑恢复暂态过程的直驱发电系统低电压穿越模型参数解耦辨识方法[J]. *高压技术*, 2021, 47(10): 3430-3440.
GUO Qiang, WANG He, NIE Yonghui, et al. Decoupling identification method of low-voltage ride-through model parameters of direct drive power generation system considering recovery transient process[J]. *High Voltage Engineering*, 2021, 47(10): 3430-3440.
- [26] 徐恒山, 李文昊, 赵铭洋, 等. 基于最小二乘和自适应蛇优化算法的直驱风机 LVRT 特性辨识[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2024, 36(2): 55-66.
XU Hengshan, LI Wenhao, ZHAO Mingyang, et al. Identification of LVRT characteristic of direct-driven wind turbine generator based on LS and ASO algorithms[J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2024, 36(2): 55-66.

收稿日期: 2024-04-16; 修回日期: 2024-11-23

作者简介:

程杉(1981—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 博导, 主要从事电力系统运行优化与控制、智能电网能量管理与优化、智能计算及其应用等方向的研究工作; E-mail: hpucquyzu@ctgu.edu.cn

蔡子威(1999—), 男, 硕士研究生, 研究方向为新能源并网。E-mail: 184799341@qq.com

(编辑 魏小丽)