

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2025.01.001

# 用于任意工况变流器阻抗模型黑箱辨识的神经网络设计

陈兵<sup>1,2</sup>, 赵崇滨<sup>3,4</sup>, 姜齐荣<sup>3</sup>, 王旭<sup>1</sup>, 王方明<sup>1</sup>

(1. 国网江苏省电力有限公司电力科学研究院, 江苏 南京 211103; 2. 江苏省电力试验研究院有限公司, 江苏 南京 211103; 3. 新型电力系统运行与控制全国重点实验室(清华大学电机工程与应用电子技术系), 北京 100084; 4. 国家电网有限公司华北分部, 北京 100053)

**摘要:** 阻抗分析法因能够在设备控制结构或参数未知的条件下分析系统稳定性而受到工程的青睐。以电力电子变流器为代表的交流并网设备阻抗特性易受交流稳态工作点的影响, 因此基于黑箱辨识快速导出变流器任意工况的阻抗模型可以极大地提升稳定性分析效率。基于神经网络的辨识方法可以弥补基于最小二乘法的辨识方法的局限性, 文中进一步改进神经网络的设计以显著提升其可解释性。在数据收集阶段, 使用扫频方法获取闭环阻抗模型在足够多工况下的频率响应。在模型训练阶段, 计及变流器阻抗模型的隐藏特征, 设计与扰动频率数量相同的神经网络, 并采用集成贝叶斯正则化的 Levenberg-Marquardt 算法提升由小型数据集得到的训练网络的泛化能力。在模型验证阶段, 将设定工况输入网络, 实现稳定工况极高精度辨识和不稳定工况离线预测。文中方法为新型电力系统稳定性分析的工程应用提供了实用选择。

**关键词:** 电力电子变流器; 阻抗模型; 黑箱辨识; 神经网络; 稳定性分析; 电能质量

**中图分类号:** TM712

**文献标志码:** A

**文章编号:** 2096-3203(2025)01-0002-07

## 0 引言

电力电子技术的快速发展是风电、光伏等新能源在新型电力系统中高度渗透的重要支撑<sup>[1-2]</sup>。区别于变流器通用的跟网型控制, 随着呈电压源特性的同步发电机逐步退出系统, 电力电子变流器需要采用构网型控制提供系统正常运行时的电压支撑<sup>[3-9]</sup>。在跟网型与构网型变流器共存的新形态中, 系统稳定性和电能质量亟须定量评估<sup>[10]</sup>。

变流器制造厂商倾向于提供将控制器封装后的黑箱仿真模型, 即使系统运行人员通过标准化建模等方式获得系统近似的白箱模型, 建立严格的线性化模型分析系统谐波稳定性也存在较大的技术挑战<sup>[11-16]</sup>, 因此研究阻抗量测技术的实际应用十分必要。阻抗量测技术是指通过扫频方式注入特定频率的电压/电流扰动, 采集相同频率的电流/电压响应, 从而计算阻抗模型的频率响应并用于分析系统稳定性的技术。大量研究表明, 电力电子变流器的阻抗特性随其交流稳态工作点(工况)的改变而显著变化, 是非线性系统的重要特征。直接量测获取任意工况阻抗模型不仅低效而且不现实, 故利用部分工况的量测信息, 设计黑箱辨识方案以获取任意工况的阻抗模型具有重要的工程应用价值。

有两类方法已针对跟网型变流器实现了上述

目标: 以文献[17-19]为代表的研究基于最小二乘回归, 对任一扰动频率, 将工况与频率模型常参数解耦, 通过解齐次方程组的方式逐步辨识模型参数, 再代入目标工况, 即可得到所需频率响应。该方法需要研究人员对变流器阻抗模型的求解过程有较深刻的认知, 且控制回路对阻抗模型有显著影响, 因此具体实现时的技术细节有待进一步研究。此外, 该方法存在以下局限: (1) 为辨识单个传递函数, 须精确辨识用于生成该传递函数的 2 个传递函数矩阵中的任一元素, 如果有部分矩阵元素辨识精度不足, 可能会影响目标传递函数的辨识精度。(2) 如果部分量测工况控制器饱和或过调制等硬非线性被触发, 则相关理论依据不再严格成立。(3) 假设待辨识的变流器是一个风场/光伏电站的聚合模型, 通过调节内部控制变量来调节待测量交流节点的工况时, 变流器的直流侧动态将受到聚合模型内部其他不可测交流节点工况的耦合影响, 且该耦合难以通过理论推导定量刻画。

以文献[20-24]为代表的研究设计了浅层神经网络, 将扰动频率与工况作为神经网络的输入, 将目标扰动频率阻抗模型的频率响应作为输出, 借助大量数据, 使用优化算法训练各神经元的权重与偏差, 使损失函数足够小。该方法理论上可以借助增大训练集、提升神经网络的泛化能力等方式, 消除基于最小二乘方法的局限性, 且更容易被运行人员理解, 但尚存在以下不足: (1) 相关研究均局限于变

收稿日期: 2024-05-26; 修回日期: 2024-08-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52377169)

流器开环阻抗模型的辨识,需要结合广义 Nyquist 判据判别闭环系统的稳定性,判稳不够直观。(2) 相关研究通常将扰动频率视为连续输入变量,这要求将全部量测数据输入待训练网络,一方面,复杂网络所需训练时间较长,计算代价较大;另一方面,区别于与潮流计算结果相关的任意/连续的工况变量,基于频率响应的稳定性判别方法通常不要求输入频率连续。(3) 相关研究缺乏对神经网络设计细节的讨论,特别是一些超参数的设计原则,导致所设计的神经网络的可解释性偏低,研究人员在具体应用时需要针对具体问题大量尝试,限制了神经网络辨识方法的工程应用。

在明确应用神经网络黑箱辨识电力电子变流器阻抗模型的必要性后,文中拟改进相关神经网络设计方法,重点提升神经网络的可解释性。首先介绍了阻抗模型辨识的基本原则,特别提出直接辨识闭环阻抗模型而非开环阻抗模型<sup>[25]</sup>,进而详细介绍了神经网络的设计细节,并将方法同时应用于跟网型和构网型变流器。

## 1 阻抗模型辨识的基本原则

### 1.1 并网变流器系统

现有的变流器阻抗模型黑箱辨识主要针对跟网型变流器,因此文中首先针对构网型变流器设计相关算法。图 1 为文中在电磁暂态仿真软件 PSCAD 中搭建的三相对称两电平构网型变流器闭环阻抗模型辨识系统示意。其中, $P^*$ 、 $Q^*$  分别为变流器有功、无功功率输出参考值; $Z_{\text{test}}$ 、 $v_g$  分别为测试阻抗和相位为 0 的无穷大母线电压; $v_{\text{pth}}$  为三相正序扰动电压; $\omega^*$ 、 $\theta$ 、 $\bar{v}_{\text{pcc}}^*$  分别为公共连接点 (point of common coupling, PCC) 的参考频率、电压相位和电压幅值参考值; $v_{\text{pcc}}$  为 PCC 实际电压幅值; $V_d^*$ 、 $V_q^*$  分别为投影到  $d$ 、 $q$  轴的电压分量; $i_d^*$ 、 $i_q^*$  分别为  $d$ 、 $q$  轴下电压控制生成的电流参考信号; $i_{\text{abc}}$  为 abc 坐标系下三相电流; $e_d^*$ 、 $e_q^*$ 、 $e_{\text{inv}}^*$  分别为  $d$ 、 $q$  轴和 abc 坐标系下内电势参考信号; $Z_{\text{fil}}$  为滤波器阻抗。在扰动测试中,仅能够调节  $P^*$ 、 $Q^*$ 、 $Z_{\text{test}}$  和  $v_g$ 。直流侧采用理想直流电压源。需要注意的是, $Z_{\text{test}}$  理论上可以代表任意无源网络,为突出方法原理,文中仅考虑  $Z_{\text{test}}$  为纯感性的情况。

单环控制和双环控制的主要区别之一在于是否添加内环电流控制实现变流器输出电流的快速调节或限幅等。为使文中研究更贴近真实应用场景,且在验证辨识效果时不需要依赖阻抗模型的理论推导结果,文中在扰动测试中将所使用的变流器

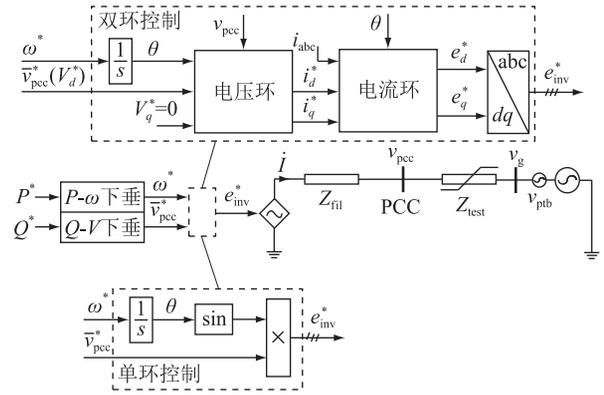


图 1 闭环阻抗模型辨识系统 (构网型变流器)

Fig.1 Identification system of closed-loop impedance model (grid-forming converter)

控制回路完全封装,即所使用的控制回路可能为 2 种控制方式中的任意一种或其变形方式。

### 1.2 阻抗模型的潜在特征

文中简要总结变流器工况与模型参数完全解耦阻抗模型理论推导<sup>[17]</sup>的基本原理以揭示阻抗模型的潜在特征,用于指导神经网络设计。

根据频域线性化生成序阻抗模型的过程,无论是开环还是闭环阻抗模型,电压扰动  $\Delta v_{\text{pth}}$  与电流响应  $\Delta i$  均满足式(1)所示关系<sup>[17]</sup>。

$$\mathbf{A}(s)(-\Delta i) = \mathbf{B}(s)\Delta v_{\text{pth}} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$  均为  $N_T$  维传递函数矩阵,对于三相对称两电平变流器, $N_T = 2$ 。阻抗/导纳模型通过  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{B}$  的矩阵运算得到。

假设交流正序扰动频率  $f_p$  固定,则由比例积分 (proportional-integral, PI) 控制器和无源器件组成的频域模型参数显然在该频率下任意工况频率响应的辨识过程中是恒定的。假设以并网点电压的相位为参考相位,将交流运行点对应的工况表示为  $(v_{\text{pcc}}, \dot{I}, \text{conj}(\dot{I}))$ , 其中  $\dot{I}$  为并网点电流相量,  $\text{conj}(\dot{I})$  为并网点电流相量的共轭,则  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{B}$  中任一元素均可写作由工况及其高阶量构成的  $N_x$  阶矢量与对应模型参数矢量的乘积,这便是通过测量足够多的频率响应,基于最小二乘法得到模型参数的基本原理。根据理论分析,所需测试工况的数量  $N$  一般存在近似下限<sup>[17]</sup>:

$$N \geq 2(N_T + 1)N_x - N_T \quad (2)$$

依据上述原理辨识任意工况阻抗模型的具体实践表明,所辨识模型参数与理论模型参数可以是显著不同的,在设定目标辨识精度后,所需测试工况的数量一般可以灵活调节,且测试工况越多,辨识精度越好。上述结论表明,基于最小二乘法的辨识结果符合基于神经网络辨识的直观认知。如果

将基于最小二乘法的辨识方法的求解过程蕴含的非线性及矩阵、矢量维数等信息视为阻抗模型的隐藏特征,即可使用基于最小二乘法辨识的相关结论指导设计神经网络并提升该神经网络的可解释性。

### 1.3 缩短整体辨识时间的主要途径

文中认为实际运行中的辨识时间主要包括数据收集时间和模型训练时间。为缩短数据收集时间,最直观的方式是减少辨识工况数量,即缩小训练集,然而这与提升神经网络泛化能力的直观需求相悖<sup>[26]</sup>。为缩短模型训练时间,最直观的方式之一是简化网络结构、减少模型训练参数的数量,包括减少隐藏层和减少各层神经元数量等。实际上,对三相两电平变流器,从稳定性分析角度考虑,直接辨识交流闭环阻抗模型已经将输出层神经元的数量减少了3/4,但输入层和隐藏层神经元数量的确定还需要结合阻抗模型的潜在特征进一步考虑。

## 2 神经网络的设计

### 2.1 并网变流器系统

为模拟1.2节推导工况与模型参数完全解耦阻抗模型的过程,文中选择构建前馈神经网络逼近一组4输入( $P^*$ 、 $Q^*$ 、 $Z_{test}$ 、 $v_g$ )-2输出(频率响应的实、虚部)的非线性映射关系。文中设计了2层隐藏层,隐藏层个数分别为 $2N_x$ 和 $2N_T$ , $N_x=18$ 、 $N_T=2$ ,并将待训练权重与偏置视为1.2节理论推导过程中的模型参数,由此提升所涉及神经网络的可解释性。图1中直流侧采用直流电压源,预计其 $N_x$ 值为 $v_{pcc}$ 、 $\dot{I}$ 和 $\text{conj}(\dot{I})$ 的0、1、2阶量的总和,经确认 $N_x=10$ 。因此,针对同一 $f_p$ 任意工况阻抗模型的辨识,使用MATLAB开发的Deep Learning Toolbox设计神经网络并生成图2所示结构。图中 $W$ 为权重矩阵; $b$ 为偏置矩阵。假设文中关注 $|f_p - f_1| \in [0, 100]$ ( $f_1$ 为基波频率, $f_1=50$  Hz)频段的谐波稳定性,则可以选择 $f_p \in [-49.5, 149.5]$ ,分辨率为1 Hz,构建200个相同结构的神经网络。

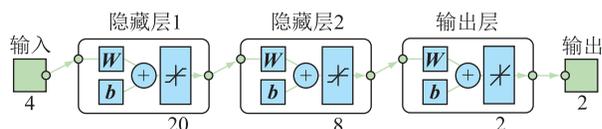


图2 所设计的神经网络

Fig.2 The designed neural network

### 2.2 激活函数和数据集

对于隐藏层的非线性激活函数,经过试验,选择常用的Sigmoid函数即可满足训练精度要求;对于文中预测实数值的回归问题,输出层选择线性激活函数。

对于训练单个神经网络的数据集,根据式(2)确定所需工况数量的近似下限为58,该数值远小于文献[22-23]在辨识相同结构跟网型变流器时用到的工况数量,侧面反映出未充分分析阻抗模型潜在特征就设计神经网络的不合理性。考虑到部分优化算法需要划分验证集以更新学习率或梯度等训练参数,为确保训练得到的神经网络具有足够高的泛化能力,文中仿真得到100种稳定工况的频率响应输入神经网络,训练集与测试集的比例为4:1,且不设置验证集。区别于文献[23]使用聚类算法确定网络输入层的组合方式,考虑到实际应用中难以确保全部工况按设定方式调节,文中仅确保所测量的工况对应的输入参数分辨率足够大且全部工况稳定,如果测量到端口电压/电流发散的不稳定工况,则舍弃该组工况的量测值并记录,这种处理方式确保了量测工况的随机性并在一定程度上提升了分析结论的可靠性。

### 2.3 优化算法

训练神经网络权重与偏置实质上是最小化损失函数的过程,因此确定合适的优化算法十分重要。考虑到缩短整体辨识时间的实际需求,图3展示了使用MATLAB的5种内置反向传播算法(LM、BR、GDX、SCG和BFG)<sup>[27]</sup>训练同一结构神经网络的时间对比。由图3可以看出,若设定训练目标均方误差为 $10^{-8}$ ,则LM和BR算法训练时间在10s内,其他算法需要数十或上百秒,因此LM和BR算法在文中讨论的拟合任务中具有显著的训练速度优势。

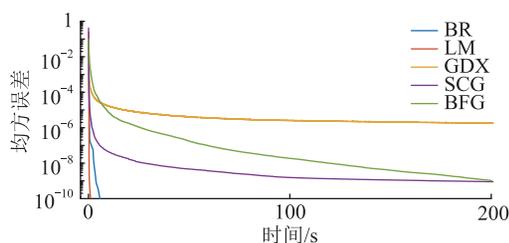


图3 5种反向传播算法训练速度的对比

Fig.3 Comparison of the training speed of five backpropagation algorithms

图4为LM和BR算法训练性能对比,相比于LM算法,BR算法在避免过拟合方面更有优势。根据文献[28]可知,BR算法为集成贝叶斯正则化的Levenberg-Marquardt(LM)算法,首先根据LM算法优化更新权重和偏置值,然后最小化平方误差和权重的组合,并确定正确的组合以产生泛化能力强的网络。相比于LM算法,BR算法通常需要更长的时间,但其更适合推广到含噪或小型数据集。因此,

最终确定使用 BR 算法作为优化算法,在具体实现时还应采用输入/输出归一化等技巧进一步提升数据对激活函数的适用性及训练效果。

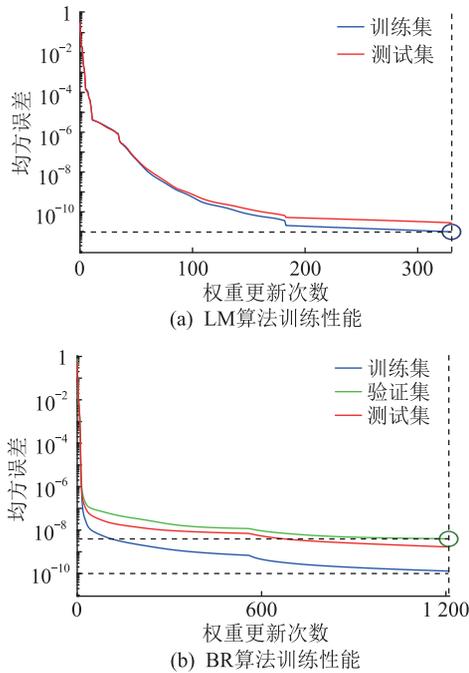


图4 LM 和 BR 算法训练性能对比

Fig.4 Comparison of training performance between LM and BR algorithms

### 3 辨识结果

#### 3.1 稳定工况

针对图 1 所示的由某变流器厂商提供的具体控制参数未知、仿真模型控制器已封装好的构网型变流器,以及采用与构网型变流器相同硬件参数、自行搭建的跟网型变流器<sup>[17]</sup>(参数见表 1),分别设计基于神经网络的黑箱辨识方法。

表 1 跟网型变流器基本参数

Table 1 Basic parameters of the grid-following converter

参数	数值
滤波电感/mH	0.55
直流电容/mF	5
直流电压参考值/V	750
外环直流电压控制比例增益	0.1
外环直流电压控制积分增益	100
内环电流控制比例增益	0.1
内环电流控制积分增益	10
锁相环比例增益	3
锁相环积分增益	100

针对 2 种变流器,对除训练集内的稳定工况外分别额外增加任一稳定工况。如图 5 和图 6 所示,对比 2 种变流器稳定工况扫频结果和以对应物理量

为输入的神经网络的输出结果。可见,在关注的频段范围内,无论对跟网型还是构网型变流器采用文中提出的思路设计基于神经网络的辨识方法,均表明使用 BR 算法可以实现足够高精度的任意工况闭环阻抗模型黑箱辨识,而采用 LM 算法设计的神经网络在辨识阻抗模型的零极点频段附近精度下降,与图 4 反映的信息一致。

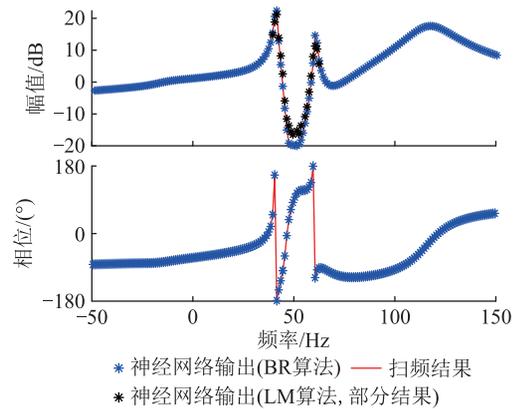


图5 稳定工况的扫频与神经网络预测对比  
(构网型变流器)

Fig.5 Comparison of frequency-scan and neural network prediction for a stable operating condition (grid-forming converter)

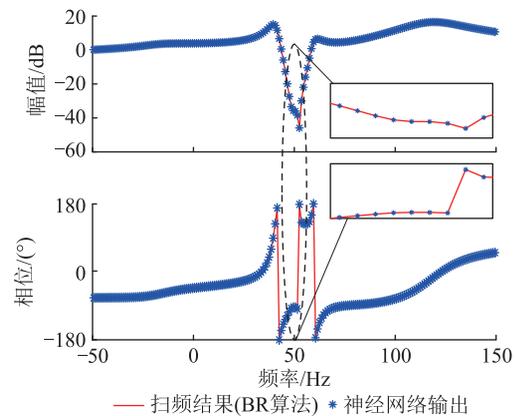


图6 稳定工况的扫频与神经网络预测对比  
(跟网型变流器)

Fig.6 Comparison of frequency-scan and neural network prediction for a stable operating condition (grid-following converter)

#### 3.2 不稳定工况

基于图 1 所示的构网型变流器系统,针对扫频过程中记录到的某一不稳定工况,首先将对应的参数输入训练得到的 200 个神经网络,得到如图 7(a) 所示的不稳定工况频率响应预测结果。进一步使用图 7(b),应用闭环传递函数的对数导数判据<sup>[17]</sup>,从频率响应的对数导数中分离出一组绿色虚线框标注的负阻尼模式,即频率响应对数的实部曲线由正向负穿越横轴对应的过零点频率,对应频率的对

数导数虚部为负,且直流变量(如变流器输出的有功功率  $P$ )的起始振荡分量  $|f_p - f_1|$  约为 10 Hz(与交流扰动存在  $f_1$  的频移)。

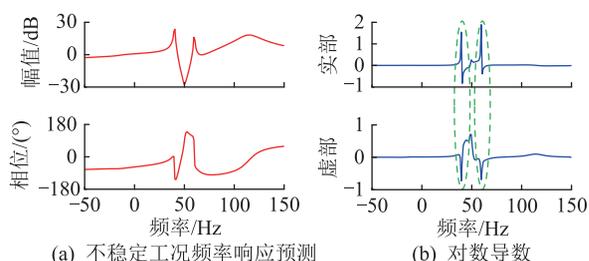


图7 不稳定工况的闭环阻抗模型及其对数导数

Fig.7 Closed-loop impedance model with its logarithmic derivative for an unstable operating condition

图8为不稳定工况的PSCAD时域仿真结果,可见  $P$  在切换至不稳定工况时即发散,且由于控制器限幅等因素,进入等幅振荡时,  $P$  包含一系列 10、20、30 Hz 分量,分别为 1 倍频、2 倍频、3 倍频谐波,反映出由神经网络输出不稳定工况闭环阻抗模型辨识结果的合理性及其应用于稳定性分析的便捷性。

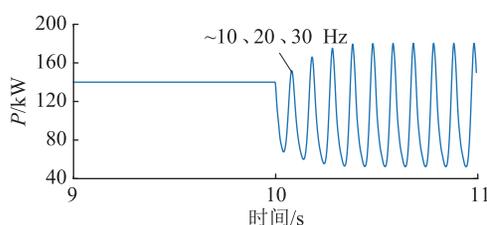


图8 不稳定工况的时域仿真结果(对应图7)

Fig.8 Time-domain simulation results for an unstable operating condition (corresponding to Fig.7)

### 3.3 方法性能对比

文中的神经网络在 MATLAB R2021a 版本实现,CPU 型号为 Intel i7-9750H@ 2.60 GHz。根据统计,如果将目标均方误差设置为  $10^{-8}$ ,生成单个扰动频率对应神经网络的平均时间约为 5 s,从 PSCAD 仿真得到数据集后,辨识任意工况 200 个频率响应的总时间约为 15 min。

需要说明的是,如果仅对比黑箱辨识算法的处理时间,使用文中方法实际上远大于同一工作平台采用基于最小二乘回归的辨识方法的辨识时间(不超过 20 s)。因此,推荐使用文中方法补充基于最小二乘回归的辨识方法,以消除后者的局限性。此外,现有基于神经网络的辨识方法通常没有报告辨识时间等细节,尽管文献[23]声明在与文中相似场景下的辨识时间仅为 1 min 左右,但经测试发现,如果按文献[14]提出的将扰动频率作为神经网络输入,增大训练数据量、神经元数量和网络结构,则文

中辨识构网型变流器全工况阻抗模型时出现了收敛慢甚至是难以收敛的情况,可能和使用的 CPU 型号与文献报道不完全一致有关。因此,建议在实际应用中深入理解文中设计在提升神经网络可解释性上的优势并将文中设计神经网络拓展至更多的变流器系统中。

## 4 结论

文中针对异构电力电子变流器,提出一种用于黑箱辨识任意工况阻抗模型的神经网络设计方法,具体结论如下:

(1) 明确了阻抗辨识的基本目标是辨识阻抗频率响应,因此频率可以不作为连续变量输入神经网络;

(2) 论证了在设计中集成工况与模型参数完全解耦阻抗模型隐藏特征的优越性,详细介绍了神经网络的设计过程,特别是现有研究中缺失的超参数设计原则;

(3) 分别基于构网型和跟网型变流器验证了所提辨识方法的效果,实践表明,辨识单个频率响应对应神经网络的时间约为 5 s,极大地缩短了整体训练时间。

在下一步工作中,计划将文中所提思路拓展到实际多机系统,得出黑箱条件下由潮流约束决定的全工况的振荡安全域,为新型电力系统的稳定性分析提供实用的解决方案。

### 参考文献:

[1] 李立生,于海东,刘洋,等. 适应光伏高比例接入配电网的变流器控制策略[J]. 供用电,2024,41(3):17-23.  
LI Lisheng, YU Haidong, LIU Yang, et al. Control strategy of converters for high penetration of PVs into distribution network [J]. Distribution & Utilization, 2024, 41(3): 17-23.

[2] 高波,何福长,韩建,等. 计及频率耦合的单相光伏变流器谐波潮流分析模型[J]. 电力科学与技术学报,2024,39(5):216-225.  
GAO Bo, HE Fuchang, HAN Jian, et al. Analysis model of harmonic power flow for single-phase photovoltaic converters considering frequency coupling [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(5): 216-225.

[3] 詹长江,吴恒,王雄飞,等. 构网型变流器稳定性研究综述[J]. 中国电机工程学报,2023,43(6):2339-2359.  
ZHAN Changjiang, WU Heng, WANG Xiongfei, et al. An overview of stability studies of grid-forming voltage source converters [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(6): 2339-2359.

[4] 吕思卓,郑超,杨海超,等. 构网型 STATCOM/BESS 仿真建模及受扰特性[J]. 电力电容器与无功补偿,2024,45(3):28-35.  
LYU Sizhuo, ZHENG Chao, YANG Haichao, et al. Simulation

- model and disturbed characteristics of grid-forming STATCOM/BESS[J]. *Power Capacitor & Reactive Power Compensation*, 2024, 45(3):28-35.
- [5] 郭佳俊,陈俊儒,刘雨姗,等. 构网型新能源电网支撑性能测试评估[J]. *智慧电力*, 2023, 51(12):23-29.  
GUO Jiajun, CHEN Junru, LIU Yushan, et al. Support performance test and evaluation of grid-forming renewable energy systems[J]. *Smart Power*, 2023, 51(12):23-29.
- [6] 但扬清,黄莹,韩连山,等. 计及功率控制型构网变流器接入的交流系统暂态稳定性仿真研究[J]. *浙江电力*, 2024, 43(6):1-12.  
DAN Yangqing, HUANG Ying, HAN Lianshan, et al. Simulation study on transient stability of AC systems considering the connected power-controlled grid-forming converters[J]. *Zhejiang Electric Power*, 2024, 43(6):1-12.
- [7] ROSSO R, WANG X F, LISERRE M, et al. Grid-forming converters: control approaches, grid-synchronization, and future trends: a review [J]. *IEEE Open Journal of Industry Applications*, 2021, 2:93-109.
- [8] ZHANG H B, XIANG W, LIN W X, et al. Grid forming converters in renewable energy sources dominated power grid: control strategy, stability, application, and challenges [J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2021, 9(6):1239-1256.
- [9] DU W, CHEN Z, SCHNEIDER K P, et al. A comparative study of two widely used grid-forming droop controls on microgrid small-signal stability[J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2020, 8(2):963-975.
- [10] 阮亮,王杨,肖先勇,等. 跟网型和构网型变流器动态交互特性分析[J]. *智慧电力*, 2024, 52(7):103-110.  
RUAN Liang, WANG Yang, XIAO Xianyong, et al. Dynamic interaction control characteristic analysis of grid-following and grid-forming inverters [J]. *Smart Power*, 2024, 52(7):103-110.
- [11] 王利超,于永军,张明远,等. 直驱风电机组阻抗建模及次同步振荡影响因素分析[J]. *电力工程技术*, 2020, 39(1):170-177.  
WANG Lichao, YU Yongjun, ZHANG Mingyuan, et al. Impedance model and analysis of subsynchronous oscillation influence factors for grid-connected full-converter wind turbines [J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2020, 39(1):170-177.
- [12] SHI K, WANG Y, SUN Y X, et al. Frequency-coupled impedance modeling of virtual synchronous generators [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2021, 36(4):3692-3700.
- [13] CHEN J, ZHANG X Y, YANG Y Q, et al. Impedance modelling and grid integration stability evaluation of three-phase virtual synchronous generator [J]. *IET Power Electronics*, 2022, 15(1):80-91.
- [14] WANG H N, XIE Z W, CHEN Y D, et al. Admittance-based stability analysis of current-controlled VSG considering the frequency coupling characteristics[J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2023, 11(1):1191-1202.
- [15] 杨伊茜,陈杰,万雨朦,等. 电网电压前馈控制 VSG 的阻抗建模与并网稳定性分析[J]. *电力工程技术*, 2021, 40(6):52-61.  
YANG Yiqian, CHEN Jie, WAN Yumeng, et al. The impedance modelling and stability analysis of VSG with grid voltage feed-forward control [J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2021, 40(6):52-61.
- [16] 杜燕,樊振东,杨向真,等. 功率硬件在环仿真系统的建模与稳定性分析[J]. *太阳能学报*, 2021, 42(3):290-298.  
DU Yan, FAN Zhendong, YANG Xiangzhen, et al. Modeling and stability analysis of power hardware-in-the-loop simulation system [J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2021, 42(3):290-298.
- [17] 赵崇滨,姜齐荣. 并网变流器全工况阻抗模型的黑箱辨识方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(4):48-55.  
ZHAO Chongbin, JIANG Qirong. Black-box identification of a full operating condition impedance model of grid-tied converter [J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(4):48-55.
- [18] LIU W, XIE X R, SHAIR J, et al. A nearly decoupled admittance model for grid-tied VSCs under variable operating conditions [J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2020, 35(9):9380-9389.
- [19] QIU Q, HUANG Y F, MA R, et al. Black-box impedance prediction of grid-tied VSCs under variable operating conditions [J]. *IEEE Access*, 2022, 10:1289-1304.
- [20] ZHANG M F, WANG X F, YANG D S, et al. Artificial neural network based identification of multi-operating-point impedance model [J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2021, 36(2):1231-1235.
- [21] ZHANG M F, ZHANG Y, XU Q W. Transfer learning based online impedance identification for modular multilevel converters [J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2023, 38(10):12207-12218.
- [22] ZHANG M F, XU Q W, WANG X F. Physics-informed neural network based online impedance identification of voltage source converters [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2023, 70(4):3717-3728.
- [23] LIAO Y C, LI Y F, CHEN M J, et al. Neural network design for impedance modeling of power electronic systems based on latent features [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(5):5968-5980.
- [24] 赵子明,解鹏程,王众,等. 基于神经网络的可再生能源并网逆变器阻抗模型辨识方法[J]. *可再生能源*, 2022, 40(12):1630-1635.  
ZHAO Ziming, XIE Pengcheng, WANG Zhong, et al. Neural network based impedance model identification method for renewable energy grid-tied inverter [J]. *Renewable Energy Resources*, 2022, 40(12):1630-1635.
- [25] REN W, LARSEN E. A refined frequency scan approach to

- sub-synchronous control interaction (SSCI) study of wind farms[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(5):3904-3912.
- [26] NIELSEN M A. Neural networks and deep learning [M]. San Francisco, CA, USA: Determination press, 2015.
- [27] MathWorks. Choose a multilayer neural network training function[EB/OL]. <https://www.mathworks.com/help/deep-learning/ug/choose-a-multilayer-neural-network-training-function.html>.
- [28] MACKAY D J C. Bayesian interpolation[J]. Neural Computation, 1992, 4(3):415-447.

作者简介:



陈兵

陈兵(1977),男,博士,研究员级高级工程师,从事电力电子技术、柔性输电技术、新能源并网技术相关工作;

赵崇滨(1997),男,博士,通信作者,研究方向为电能质量分析与控制、变流器驱动的电力系统稳定性线性/非线性建模与分析;

姜齐荣(1968),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为柔性输配电技术、电能质量分析与控制、新能源发电/分布式发电技术。

## A neural network design for black-box identification of converter impedance models in arbitrary operating conditions

CHEN Bing<sup>1,2</sup>, ZHAO Chongbin<sup>3,4</sup>, JIANG Qirong<sup>3</sup>, WANG Xu<sup>1</sup>, WANG Fangming<sup>1</sup>

(1. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Research Institute, Nanjing 211103, China;

2. Jiangsu Electric Power Research Institute Co., Ltd., Nanjing 211103, China;

3. State Key Lab of Control and Simulation of Power System Operation and Control (Department of Electrical Engineering, Tsinghua University), Beijing 100084, China;

4. North China Branch of State Grid Corporation of China, Beijing 100053, China)

**Abstract:** The impedance-based method is favored by engineering because it can analyze system stability under conditions with the unknown device control structure or parameters. Considering that the impedance characteristics of AC grid-connected equipment represented by power electronic converters are easily affected by the AC steady-state operating point, quickly deriving an impedance model for any operating condition of the converter using black-box identification can greatly improve the efficiency of stability analysis. The neural network-based can eliminate the limitations of the least squares method-based identification, this paper further improves the neural network design to significantly improve its interpretability. In the data collection stage, the frequency sweep method is used to obtain the frequency response of the closed-loop impedance model under enough operating conditions. In the model training stage, taking into account the latent features of the converter impedance model, a neural network with the same number as the disturbance frequency was designed, and the Levenberg-Marquardt algorithm with Bayesian regularization integrated is used to enhance the generalization ability of the network trained with a small dataset. In the model verification phase, the network is fed with set operating conditions, achieving highly accurate identification of stable operating conditions and offline prediction.

**Keywords:** power electronic converter; impedance model; black-box identification; neural network; stability analysis; power quality

(编辑 方晶)