

# 基于深度学习的多虚拟同步机微电网在线暂态稳定评估方法

赵慧敏, 帅智康, 沈阳, 程慧婕, 赵峰, 沈霞

(国家电能变换与控制工程技术研究中心(湖南大学), 湖南省长沙市 410082)

**摘要:** 限流策略、源源交互、故障及负荷水平多变等因素使得快速准确评估多虚拟同步机(VSG)微电网的暂态稳定性十分困难。针对现有难题,提出了基于深度学习的多VSG微电网在线暂态稳定评估方法。首先,通过分析VSG控制特性、电流限幅器、故障程度、负荷水平对系统稳定性的影响,以系统动态参数为主、稳态参数为辅,构建了一组具有强表征能力、可避免维数灾难的原始特征集。基于此,应用深度前馈神经网络及Levenberg-Marquardt算法,提出了多VSG微电网暂态稳定非线性评估模型。在多VSG微电网中的验证结果表明,相比现有方法,所提方法极大地提高了在线暂态稳定评估的准确率,可快速实现多VSG微电网在复杂工况下的稳定性准确判别,具有良好的评估性能。

**关键词:** 虚拟同步机; 在线暂态稳定评估; 输入特征选择; 深度学习; 前馈神经网络

## 0 引言

虚拟同步机(virtual synchronous generator, VSG)由于模拟同步发电机(synchronous generator, SG)的调频外特性,在微电网发生大扰动时存在功角失稳问题,影响微电网的安全运行<sup>[1-4]</sup>。此外,电流限幅器等因素进一步恶化了并网VSG的暂态稳定能力,加快VSG失稳速度,易导致微电网在短时间内崩溃<sup>[5-6]</sup>。为了给微电网暂态稳定预防控制提供信息并争取时间,保证其安全稳定运行,准确且快速的在线暂态稳定评估(transient stability assessment, TSA)必不可少<sup>[7-8]</sup>。

现有针对VSG的TSA方法主要分为时域仿真法和能量函数法<sup>[2,8]</sup>。其中,时域仿真法在多机接入时耗时长,且通常只能离线判断系统稳定与否<sup>[2]</sup>。此外,由于多VSG微电网源源耦合交互、电流限幅器频繁改变逆变器工作模式,能量函数法<sup>[9-17]</sup>暂不完美的多机失稳判据及分析方法<sup>[14-17]</sup>。因此,上述2类方法很难快速实现多VSG微电网在线TSA。深度学习的发展为解决这一难题提供了可能。深度学习具备强大的拟合能力,通过建立输入输出的映射关系,能有效处理传统方法难以解决的问题<sup>[18-24]</sup>,在微电网在线TSA中势必具有独特的优势和良好

的应用前景。

在基于深度学习的微电网在线TSA领域,文献[25]利用深度学习技术评估了下垂控制逆变器单机无穷大系统的暂态稳定性。但该方法采用逆变器控制参数和电流限幅值作为输入特征,未考虑故障深度、负荷波动对系统暂态稳定性的影响。文献[26]采用故障清除后2个周期内各节点的功率和电压作为输入特征,通过学习母线电气量运行规律判别系统稳定性,导致输入特征过多,模型评估精度较差。上述几种方法仅通过输入元件稳态参数或元件动态参数进行判别。一方面,未从逆变器控制方式、电流限幅器、故障深度等因素对系统失稳的本质影响出发,难以保障评估模型在复杂工况下的评估准确度。另一方面,多机接入下上述方法的输入特征将线性增长,极易导致维数灾难,这将进一步影响模型评估准确率并大幅增加在线计算耗时。因此,亟待提出一种考虑逆变器控制特性、电流限幅器、故障深度等因素并兼顾模型输入维数大小的多VSG微电网TSA方法。

针对现有问题,本文提出了一种考虑失稳特性并兼顾模型输入维数的多VSG微电网在线TSA方法,主要贡献总结如下:

1)在微电网TSA领域,将VSG失稳机理作为特征筛选的依据,分析了功率控制环、电流限幅器、故障程度和系统负荷波动对VSG的TSA的影响。

2)构建了适用于多VSG微电网TSA的原始输入特征集。该特征集对系统动态特性表征能力强、

收稿日期: 2021-07-09; 修回日期: 2021-12-23。

上网日期: 2022-03-28。

国家自然科学基金面上项目(51977066);湖南省研究生科研创新项目(QL20210104)。

具有一定的鲁棒性,可有效避免维数灾难。

3) 提出了基于深度前馈神经网络 (deep feedforward neural network, DFNN) 的多 VSG 微电网在线 TSA 模型。该模型可实现多 VSG 微电网在逆变器参数及出力变化、电流限幅、故障变化和负荷波动等工况下的在线快速准确评估,解决高阶微电网系统在复杂工况下的 TSA 难题。

本文分析了多 VSG 微电网在线 TSA 面临的难点,然后基于 VSG 失稳机理构建了一组能准确反映系统受扰特性的原始输入特征集,并采用 Levenberg-Marquardt (LM) 算法建立了基于 DFNN 的多 VSG 微电网在线 TSA 模型。最后,在多 VSG 微电网中对所提方法的有效性进行了验证。

## 1 多 VSG 微电网 TSA 难点分析

图 1 展示了一种多 VSG 微电网拓扑和 VSG 控制系统结构。VSG 控制系统由功率控制环和电压/电流控制环组成。功率控制环分为有功功率-频率 ( $P$ - $f$ ) 环和无功功率-电压 ( $Q$ - $V$ ) 环。 $P$ - $f$  环模拟 SG 调频特性,支撑系统频率; $Q$ - $V$  环通过无功下垂系数实现系统电压调节<sup>[4]</sup>。

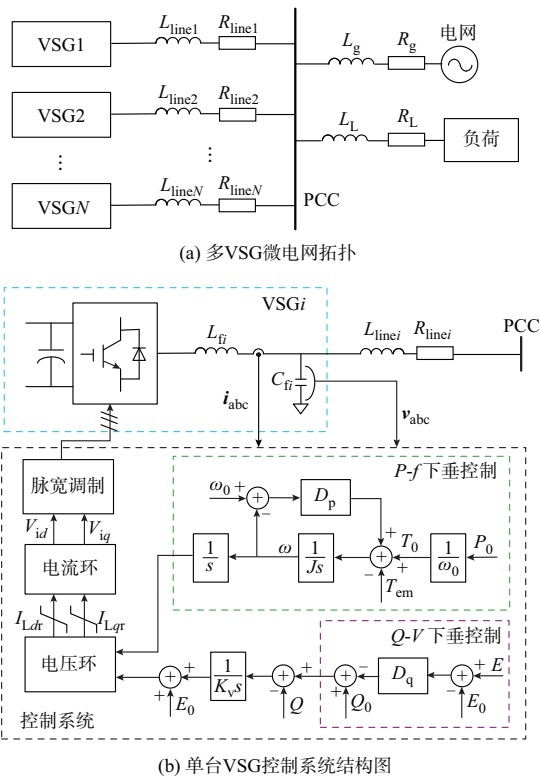


图 1 多 VSG 微电网拓扑和 VSG 控制系统结构

Fig. 1 Topology of microgrid with multiple VSGs and control system structure of VSG

图 1 中: $N$  为 VSG 总台数; $L_{linei}$  和  $R_{linei}$  分别为第  $i$  台 VSG 到公共连接点 (PCC) 的线路电感和线路电

阻, $i=1,2,\dots,N$ ; $L_g$  和  $R_g$  分别为 PCC 到电网的线路电感和线路电阻; $L_L$  和  $R_L$  分别为本地负荷到 PCC 的线路电感和线路电阻; $L_{fi}$  和  $C_{fi}$  分别为第  $i$  台 VSG 的滤波电感和滤波电容; $v_{abc}$  和  $i_{abc}$  分别为 VSG 输出的三相电容电压和电感电流; $P_0$  为 VSG 的参考有功功率; $\omega$  和  $\omega_0$  分别为 VSG 的角频率和电网参考角频率; $J$  为虚拟惯性; $D_p$  为阻尼系数; $T_0$  和  $T_{em}$  分别为参考转矩和输出电磁转矩; $K_v$  为电压环积分常数; $Q_0$  和  $Q$  分别为参考无功功率和输出无功功率; $D_q$  为无功功率环下垂系数; $E$  为 VSG 输出电压幅值; $E_0$  为 VSG 额定输出电压; $I_{Ldr}$  和  $I_{Lqr}$  分别为电压控制环输出的 VSG 参考电感电流的  $d$ 、 $q$  轴分量; $V_{id}$  和  $V_{iq}$  分别为电流控制环输出的 VSG 参考桥臂电压的  $d$ 、 $q$  轴分量。

与 SG 类似,调频特性使得 VSG 在大扰动下存在暂态失稳问题,威胁系统运行安全<sup>[2-4]</sup>。然而,由于 VSG 及微电网自身特性,在线 TSA 面临着如下难题:

1) VSG 控制方式、限流策略使得功角复杂,对评估准确性提出挑战。暂态过程中,VSG 的控制策略(包括阻尼系数的大小<sup>[9]</sup>、 $Q$ - $V$  环控制特性<sup>[4]</sup>等)、电流限幅策略<sup>[6]</sup>使得 VSG 运行暂态稳定特性复杂。此外,限幅器极大减少了故障临界切除时间<sup>[6]</sup>,严重恶化了 VSG 暂态稳定性,进一步提高了对 TSA 的速度要求。

2) VSG 间交互耦合使功角稳定特性复杂,不确定性增加,评估准确度更加难以保证。VSG 自身控制策略、多台 VSG 间的耦合、VSG 与电网之间的耦合,使得多 VSG 微电网暂态稳定分析十分困难,难以给出暂态稳定判据<sup>[15-16]</sup>。特别的,在考虑电流限幅环节的情况下,极易出现故障近端 VSG 进入限幅模式,故障远端 VSG 处于正常控制模式,此时功角特性更为复杂,不确定性增加。

3) 微电网小容量、低惯性、供电半径小、故障传播快的特点<sup>[2]</sup>极易导致单台 VSG 引起微电网在短时间内崩溃,威胁系统运行安全,对 TSA 速度提出严苛要求。

综上所述,多 VSG 微电网是一个复杂的非线性系统,其在线 TSA 面临着评估复杂、速度需求高、准确率难以保证等难题,传统手段难以兼顾速度和准确率。然而,多 VSG 微电网的在线 TSA 对于深度学习而言是一个高维空间的二分类问题,通过深度学习强大的非线性拟合能力,可以从海量训练数据中自动学习复杂特征,建立系统特征变量和稳定与否之间的非线性映射关系,进而实现系统暂态稳定分类<sup>[22]</sup>。

## 2 基于深度学习的在线 TSA 方法

本文提出了一种基于 DFNN 的多 VSG 微电网 TSA 方法 (即 DFNN-TSA), 其基本概念是利用 DFNN 强大的非线性拟合能力, 将传统 TSA 繁重的计算转移到离线训练过程中, 并实时在线判断系统稳定性。

### 2.1 前馈神经网络

一个  $K+1$  层的 DFNN 结构如附录 A 图 A1 所示, 由输入层、隐含层和输出层 3 个部分组成, 其中:  $X$  为网络输入层的输入向量;  $H_K$  为第  $K$  层隐含层的输出向量; 输出层的输出向量为  $Y$ ;  $\omega^{(1)}, \omega^{(2)}, \dots, \omega^{(K)}, \omega^{(K+1)}$  为各层间的权值;  $b^{(1)}, b^{(2)}, \dots, b^{(K)}, b^{(K+1)}$  为各层间的偏置;  $f^{(1)}, f^{(2)}, \dots, f^{(K)}, f^{(K+1)}$  为各层的激活函数。

DFNN 训练包含 3 个过程: 前向传播、误差计算和反向传播。在前向传播过程中, 输入信息通过逐层处理并传向输出层, 得到非线性映射结果, 如式 (1) 和式 (2) 所示。计算输出结果与期望结果的误差  $e$ , 如式 (3) 所示。

$$\begin{cases} H_{1j} = f^{(1)}\left(\sum_{i=1}^m \omega_{ij}^{(1)} X_i + b_j^{(1)}\right) & j = 1, 2, \dots, a \\ H_{2p} = f^{(2)}\left(\sum_{j=1}^a \omega_{jp}^{(2)} H_{1j} + b_p^{(2)}\right) & p = 1, 2, \dots, b \\ \vdots \\ H_{Kl} = f^{(K)}\left(\sum_{v=1}^c \omega_{vl}^{(K)} H_{v1} + b_l^{(K)}\right) & l = 1, 2, \dots, d \end{cases} \quad (1)$$

$$Y_h = f^{(K+1)}\left(\sum_{l=1}^d \omega_{hl}^{(K+1)} H_{Kl} + b_h^{(K+1)}\right) \quad h = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

$$e = \frac{1}{2} \sum_{h=1}^n (O_h - Y_h)^2 \quad (3)$$

式中:  $H_{1j}$  为第 1 层隐含层的第  $j$  个神经元输出值;  $H_{2p}$  为第 2 层隐含层的第  $p$  个神经元输出值;  $H_{Kl}$  为第  $K$  层隐含层的第  $l$  个神经元输出值;  $Y_h$  和  $O_h$  分别为输出层的第  $h$  个神经元输出值和期望值;  $m, a, b, c, d, n$  分别为输入层、第 1 层隐含层、第 2 层隐含层、第  $K-1$  层隐含层、第  $K$  层隐含层、输出层的神经元数量;  $\omega_{ij}^{(1)}$  为输入层的第  $i$  个神经元  $X_i$  到第 1 层隐含层的第  $j$  个神经元的权重;  $b_j^{(1)}$  为第 1 层隐含层第  $j$  个神经元的偏置; 其他变量含义以此类推。

若误差大于所设定的误差范围, 则转入反向传播, 进行权值及偏置修正。权值和偏差的调整就是网络的学习训练过程。直到输出误差达到期望值时或达到预设的学习次数, 网络学习结束。本文采用

的 DFNN 的反向传播训练函数为 LM 算法。LM 算法是一种成熟的反向传播算法, 拥有最快的反向传播速度, 通常作为神经网络有监督训练的首选算法<sup>[27-28]</sup>。具体权值、偏置修正方法可见文献<sup>[28]</sup>。

### 2.2 基于 DFNN 的多 VSG 微电网 TSA

DFNN 采用 LM 算法进行网络训练, 具有良好的非线性逼近功能。考虑到微电网 TSA 的快速性需求, 本文设定 DFNN 层数为 4 层, 层数选取原理与合理性验证见附录 B。图 2 展示了本文所提 DFNN-TSA 架构。本节将说明 DFNN-TSA 模型的输入特征选择依据和模型建立流程。

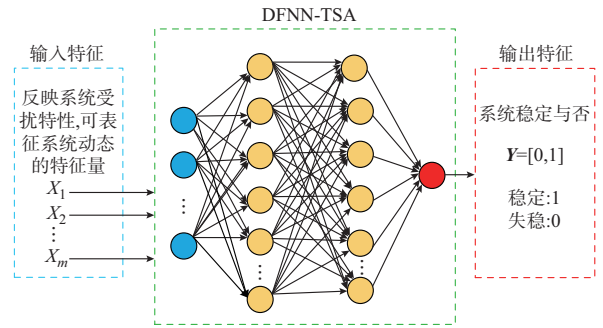


图 2 DFNN-TSA 模型结构  
Fig. 2 Structure of DFNN-TSA model

#### 2.2.1 输入特征选择

输入特征的选择将直接影响模型评估的准确性<sup>[20]</sup>, 而对于机器学习而言, 原始输入特征选择需依赖人工对已知机理的了解进行<sup>[24,29]</sup>。在建立 TSA 模型前, 能否选出最能有效反映系统暂态稳定性的特征变量至关重要<sup>[20]</sup>。此外, 多 VSG 微电网控制复杂、各种变量间相互耦合, 现有输入特征方法使得模型输入特征过多进而导致维数灾难。因此, 选取物理意义明确、代表系统动态的输入特征是保证多 VSG 微电网 TSA 正确性的首要条件<sup>[21]</sup>。

TSA 特征选取一般有 3 种思路<sup>[29]</sup>: 采用系统受扰后的动态变量、采用扰动前系统稳态参数以及稳态参数与动态信息混合。其中, 稳态参数法在网络规模扩大时输入特征量显著增加, 导致维数灾难, 且该方法反映系统受扰程度有限。动态变量虽可以独立于网络拓扑、扰动形式、扰动地点, 但由于缺少稳态出力等参数, 不能完全反映系统受扰特性。因此, 为最大限度反映多 VSG 微电网的受扰特性, 并避免维数灾难, 本文采用“系统动态参数为主、系统稳态参数为辅”的选取原则, 选取故障前、故障后和故障清除后系统组合特征作为模型输入。

为在系统组合特征中挑选出最能代表多 VSG 微电网系统动态的输入特征量, 保障 DFNN-TSA 模型在复杂系统、复杂工况下的评估准确率, 本文基



于VSG的P-f环、Q-V环、电流限幅器、故障程度和系统负荷水平对暂态特性的影响进行了VSG特征量和系统特征量的选取。从特征选择原理和VSG失稳机理两方面入手,保证原始输入特征的合理性和有效性。具体依据如下。

### 1) VSG有功功率特征量的选取

VSG的P-f环的摇摆方程如下:

$$J\omega_0 \frac{d^2\delta}{dt^2} = P_0 - P_{em} - D_p\omega_0(\omega - \omega_0) \quad (4)$$

式中: $P_{em}$ 为VSG输出的有功功率值; $\delta$ 为VSG与电网电压之间的相角差。

由式(4)可知,与SG类似,VSG暂态失稳本质是由于输入、输出有功功率不平衡导致的。因此,可借鉴电力系统TSA特征构造方法<sup>[18-24]</sup>,选取系统有功出力、受扰时刻加速功率等有功功率特征量,此处不再赘述。

### 2) VSG无功功率、电压特征量的选取

与SG不同的是,VSG通过Q-V环调整逆变器输出无功功率进而调节系统电压。Q-V环数学方程如式(5)所示。由于该电压微分方程可近似为代数方程,则VSG模型可简化为二阶导数方程加一阶电压代数方程<sup>[4]</sup>,如式(6)所示。

$$K_v \frac{dE}{dt} = Q_0 - Q - D_q(E - E_0) \quad (5)$$

$$\begin{cases} J\omega_0 \frac{d^2\delta}{dt^2} = P_0 - \frac{EV_g}{X_t} \sin\delta - D_p\omega_0(\omega - \omega_0) \\ E = \frac{1}{D_q}(Q_0 - Q) + E_0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: $X_t$ 为VSG到电网的等效线路总感抗; $V_g$ 为电网电压值。

附录A图A2展示了考虑和不考虑Q-V环时VSG的功角曲线图。当电网电压跌落时,VSG端电压与电网电压的相角差导致输出无功功率突增。由式(6)可知,此时VSG输出电压E下降,增大功角加速面积 $S_1$ 。故障切除后,VSG端电压仍需要一段时间才能恢复至额定值,导致系统功角曲线下移,功角减速面积 $S_2$ 减小。可见,在进行VSG的TSA时,需考虑Q-V环的影响。由于Q-V环主要是通过影响VSG输出电压进而影响暂态稳定性,因此本文选取受扰时刻VSG电压降落均值(电压冲击)、故障清除后VSG输入电压均值作为输入特征量。此外,由式(6)可知,稳态下的无功功率额定值将影响VSG输出电压,因此本文选取了稳态下系统无功出力作为模型输入。

### 3) VSG电流限幅值、功角相关特征量的选取

通常VSG开关器件仅有2倍过流能力,因此

VSG常配备电流限幅器,限幅方式如下<sup>[6]</sup>:

$$\begin{cases} I_{Ldr} = \min(I_{max}, |I_{Ldr}|) \\ I_{Lqr} = \min(\sqrt{I_{max}^2 - I_{Ldr}^2}, |I_{Lqr}|) \end{cases} \quad (7)$$

式中: $I_{max}$ 为VSG的输出电流限幅值。

当进入限幅模式时,VSG可视作电流源。该电流源幅值为 $I_{max}$ ,角度仍为 $\delta$ 。此时,VSG的摇摆方程如式(8)所示。

$$\begin{aligned} J \frac{d^2\delta}{dt^2} &= T_0 - \frac{I_{max}V_g \cos\delta + I_{max}^2 R_t}{\omega_0} - \\ D_p(\omega - \omega_0) &= T'_0 - T'_{em} \cos\delta - D_p(\omega - \omega_0) \end{aligned} \quad (8)$$

式中: $T'_0 = T_0 - I_{max}^2 R_t / \omega_0$ ,  $T'_{em} = I_{max} V_g / \omega_0$ ,其中 $R_t$ 为VSG到电网的等效线路总电阻。

附录A图A3为考虑和不考虑电流限幅器时VSG的功角曲线图。系统发生故障后,若逆变器进入电流限幅模式,功角曲线由原来的正弦曲线转为余弦曲线。并且由式(8)可知,故障后考虑电流限幅器的功角曲线峰值远低于不考虑电流限幅器的峰值。与未考虑限幅器的VSG功角曲线相比,限幅器极大减小了故障极限切除时间,严重恶化了VSG暂态稳定性。说明对于VSG的TSA,限幅器的影响必须考虑在内。因此,首先应选取VSG电流限幅值作为模型输入特征。此外,由于功角曲线的改变,即使在相同加速功率下,考虑限幅器的VSG功角加速度、角速度将与不考虑限幅器的VSG有很大不同,这个不同不仅能够反映系统此时是否进入了限流模式,同时能反映系统在不同惯性大小下的功角走向。因此,为充分反映系统受扰特性,不仅需要选取最大、最小VSG功角特征量,最大、最小VSG相对功角加速度、功角角速度等功角相关特征量也是必须选取的。

### 4) 系统电压、功率特征量的选取

当系统发生故障时,不同故障地点和不同故障程度将导致系统各母线电压降低程度不一。由式(6)可知母线电压降落越多,母线附近VSG有功不平衡越严重,越易失稳。由于前述已经选择了VSG加速功率、最大VSG功角等特征量,最易失稳的VSG相关特征已被提取,这些量的大小一定程度上反映了故障深度。但为了进一步计及故障程度对系统暂态稳定性的影响,并避免输入特征维数指数增加,本文还选取了故障前母线电压平均值作为模型输入特征。此外,系统有功、无功负荷水平一定程度上决定了系统稳态运行点,并影响系统受扰后的功角趋势。因此,为计及负荷水平波动对系统暂态稳定性的影响,故障前系统有功负荷水平和无功负荷

水平这类系统功率特征量需要纳入模型输入特征。

基于上述分析,本文构建了DFNN-TSA模型原始输入特征集,具体如表1所示,其中: $t_0$ 为故障前稳态时刻,特征量1至8为系统稳态参数,反映系统稳定运行状态; $t_f$ 为故障发生时刻,特征量9至17、24至26为系统受扰后的动态变量,反映系统受扰程度、功角走向。 $t_c$ 为故障清除时刻,特征量18至23为扰动清除后的系统动态变量,反映在扰动清除后系统功角走向及失稳趋势。上述26个特征量均可从微电网中央处理单元中获得。

表1 DFNN-TSA输入特征集  
Table 1 Input feature set of DFNN-TSA

特征量序号	输入特征量
1	$t_0$ 时刻系统有功水平
2	$t_0$ 时刻系统无功水平
3	$t_0$ 时刻VSG总有功出力
4	$t_0$ 时刻VSG总无功出力
5	$t_0$ 时刻母线电压平均值
6	$t_0$ 时刻VSG最大相对功角差
7	$t_0$ 时刻系统各VSG有功出力方差
8	VSG电流限幅标么值
9	$t_f$ 时刻VSG最大相对加速度
10	$t_f$ 时刻VSG最小相对加速度
11	$t_f$ 时刻VSG加速度方差
12	$t_f$ 时刻VSG最大相对角速度
13	$t_f$ 时刻VSG最大相对功角
14	$t_f$ 时刻各VSG初始加速功率平均值
15	$t_f$ 时刻VSG电压冲击均值
16	$t_f$ 时刻VSG最大有功冲击
17	$t_f$ 时刻VSG最小有功冲击
18	$t_c$ 时刻VSG最大相对加速度
19	$t_c$ 时刻VSG最大相对角速度
20	$t_c$ 时刻VSG最大相对功角
21	$t_c$ 时刻VSG输出电压均值
22	$t_c$ 时刻VSG最大加速功率
23	$t_c$ 时刻VSG平均加速功率
24	$t_f \sim t_c$ 时刻VSG最大相对加速度
25	$t_f \sim t_c$ 时刻VSG最大相对角速度
26	$t_f \sim t_c$ 时刻VSG最大相对功角

### 2.2.2 DFNN-TSA模型建立

在确定好输入、输出特征后,一个训练良好的TSA有监督训练模型通常包含样本数据获取、样本标注、数据预处理、训练集测试集的划分、模型训练和模型测试6个部分。模型建立流程如图3所示。

1)获取样本数据。通过暂态稳定仿真/实验,改变系统故障形式及程度、改变VSG控制参数及出

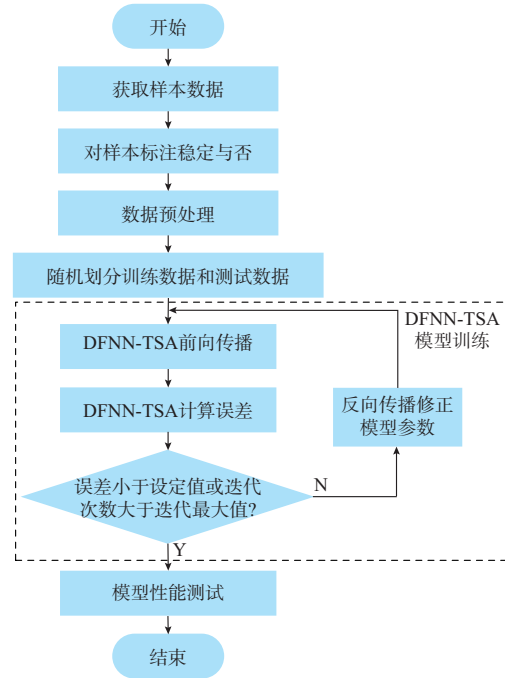


图3 DFNN-TSA模型建立流程图

Fig. 3 Flow chart for establishment of DFNN-TSA model

力,改变VSG电流限幅标么值,生成样本数据。

2)样本标注。引入基于机器学习的TSA领域广泛使用的功角暂态稳定指标 $T_{SI}$ <sup>[20-22]</sup>判断系统在故障清除后稳定与否,进而对所有样本进行编码标注。 $\Delta\delta_{\max}$ 为任意2台VSG间和任意1台VSG与电网间的最大电压相角差。若 $\Delta\delta_{\max}$ 超过 $360^\circ$ , $T_{SI} < 0$ ,则样本判断为失稳、标注为0;否则,样本判断为稳定、标注为1。 $T_{SI}$ 具体公式如式(9)所示。

$$T_{SI} = \frac{360^\circ - |\Delta\delta_{\max}|}{360^\circ + |\Delta\delta_{\max}|} \quad (9)$$

3)数据预处理。为了确保各特征量在同一数量级下进行比较,加快神经网络模型收敛速度,本文采用式(10)所示的0-1标准化方法对样本特征进行归一化预处理,则模型的输入向量如式(11)所示。

$$X_i^* = \frac{x_i - x_{i,\min}}{x_{i,\max} - x_{i,\min}} \quad (10)$$

$$X = [X_1^*, X_2^*, \dots, X_{26}^*] \quad (11)$$

式中: $x_i$ 为第*i*个样本特征, $x_{i,\min}$ 和 $x_{i,\max}$ 分别为该特征的最小值和最大值。

4)划分训练数据和测试数据。随机选取90%的样本作为训练样本,10%的样本作为测试样本。

5)模型训练。DFNN-TSA训练过程如附录A图A4所示,主要包含前向传播、误差计算和反向传播。

前向传播计算公式见式(1)和式(2),其中,隐

含层激活函数选用 ReLU 函数,如式(12)所示。输出层激活函数选用 Sigmoid 函数,如式(13)所示。

$$f^{(k)}(x) = \max(0, x) \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (12)$$

$$f^{(K+1)}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (13)$$

误差计算公式见式(3)。若误差高于设定值或迭代次数小于设定值,则进入反向传播。

本文采用 LM 算法进行反向传播,通过计算误差函数偏导更新网络隐含层和输出层的权值和偏置,直至网络输出值与期望值的误差符合要求或迭代次数达到设定最大值,模型训练结束。

6)模型性能测试。使用测试样本进行模型性能评估,若输出结果  $y$  大于 0.5,则视为该样本为稳定样本,修正输出  $y'$  为 1;反之,则视为失稳,修正输出  $y'$  为 0,具体公式见式(14)。已有文献大多采用评估准确率  $A_c$  作为唯一的性能评价指标<sup>[20-22]</sup>,其计算公式如式(15)所示。

$$y' = \begin{cases} 0 & y < 0.5 \\ 1 & y \geq 0.5 \end{cases} \quad (14)$$

$$A_c = \frac{T_p + T_N}{T_p + T_N + F_p + F_N} \quad (15)$$

式中:  $T_p$  为预测准确的稳定样本数;  $T_N$  为预测准确的失稳样本数;  $F_N$  为误将稳定样本预测为失稳样本的样本数;  $F_p$  为误将失稳样本预测为稳定样本的样本数。

### 3 算例分析

#### 3.1 模型性能评估

本文以附录 A 图 A4 所示的单母线 3 机并网微电网(算例 1)和图 A5 所示 4 母线 5 机环形并网微电网(算例 2)为例进行输入特征合理性与模型性能验证。系统参数见附录 C 表 C1 及表 C2。考虑负荷的波动性,计及 50%、80%、110% 这 3 种负荷水平。考虑到 VSG 出力改变,计及各台 VSG 有功参考值  $P_0$ 、 $J$ 、 $D_p$ 、 $D_q$  参数变化。考虑电流限幅值对功角稳定性的影响,计及电流限幅值为  $1.5I_n$ 、 $2I_n$  这 2 种情况,其中  $I_n$  为 VSG 额定电流值。故障持续时间设置为 0.05、0.1、0.15、0.2 s。考虑故障程度的随机性,针对算例 1 计及电网电压降至 20% 和 40% 这 2 种情况,针对算例 2 计及 BC 线路故障、AB 线路故障、电网电压降至额定值的 20%、40% 这 4 种故障情况。仿真软件为 MATLAB/Simulink。算例 1 共生成失稳样本 1 675 个、稳定样本 1 397 个。算例 2 共生成失稳样本 3 992 个、稳定样本 2 152 个。由前述分析,设定 DFNN-TSA 模型层数为 4 层。隐含层神经元数逐层递减,依次为 26、120、50、1。

表 2 展示了本文方法在 VSG 参数变化、VSG 出力变化、电流限幅、故障变化、负荷波动下的评估效果。针对算例 1、算例 2 这 2 种微电网系统,在上述复杂工况下,本文所提方法准确率高、均在 97% 以上,在线评估速度为百微秒级,可快速实现复杂工况下多机系统暂态稳定性判别。可见,本文所构建特征集可准确捕捉多 VSG 微电网受扰特性,具有强表征能力和强鲁棒性,证明了所选特征集的合理性和有效性。

表 2 DFNN-TSA 在不同算例下的评估效果  
Table 2 Evaluation performance of DFNN-TSA in different cases

测试系统	输入特征数	训练耗时	在线估算耗时/ms	评估准确率 $A_c/\%$
算例 1	26	7 min 31 s	0.18	97.2
算例 2	26	10 min 53 s	0.19	98.0

#### 3.2 模型性能对比

现以算例 1 为例,对比本文方法与现有方法的评估性能,结果如表 3 所示。其中,文献[25]选用元件稳态参数作为输入特征,文献[26]选用节点动态参数作为输入特征。由结果可见,在高阶微电网 TSA 中,文献[26]所提方法将最快面临维数灾难,训练、计算耗时高。相比文献[25]和文献[26],本文所提方法评估准确率达 97.2%,比上述方法分别高出了 10.2%、6.5%,可见本文方法评估性能优越。这说明本文所构建输入特征更能充分反映多 VSG 微电网在 VSG 参数变化、VSG 出力变化、电流限幅、故障变化、负荷波动等情况下的系统扰动特性,进一步证明所选特征集的合理性和有效性。

表 3 算例 1 下不同在线 TSA 方法的评估效果  
Table 3 Evaluation effect of different online TSA methods in case 1

评估方法	输入特征数	训练耗时	在线估算耗时/ms	评估准确率 $A_c/\%$
文献[25]	22	6 min 53 s	0.17	87.0
文献[26]	60	33 min 55 s	3.54	90.7
本文方法	26	7 min 31 s	0.18	97.2

图 4 展示了 3 种在线 TSA 方法在不同样本数据下的准确率,体现了各方法对样本数据的需求。其中,文献[25]所提方法对样本数据需求最高,说明一旦系统发生预期之外的变化,选用稳态参数作为输入特征的方法并不能保证评估准确率,只能通过增大样本数据来提升评估准确度。文献[26]所提方法在 2 500 组样本数据下达到了较好的评估效果,然而随着训练样本数的增加,准确率最高仅为



90.7%。这说明采用出力单元及系统母线在故障清除后的电气量作为特征输入并不能完全反映系统受扰后的动态。本文所提方法在样本数据极少的情况下也达到了91.5%以上的准确率,并且随着样本数据的增多,准确率可达97.2%,说明本文构建的原始特征集及所提方法在数据样本较少的情况下能良好地捕捉系统受扰后的特性,并且在微源出力变化、系统故障变化、负荷水平变化情况下仍能保持较高的评估正确率。

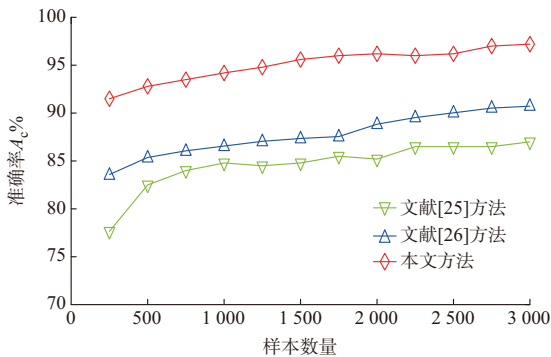


图4 不同在线TSA方法对样本数据的需求对比  
Fig. 4 Comparison of sample data requirements of different online TSA methods

### 3.3 模型敏感性分析

为进一步验证所选取的原始输入特征集的合理性,本文对模型进行了敏感性分析。敏感性分析<sup>[30]</sup>是一种定量分析模型输入特征对输出结果贡献度的方法。基于敏感性分析计算原理,图5展示了在本文所构建原始特征集中增加3台VSG的惯性、阻尼系数和Q-V环下垂系数( $J_1, J_2, J_3, D_{p1}, D_{p2}, D_{p3}, D_{q1}, D_{q2}, D_{q3}$ )9个元件稳态参数和3台VSG输出功率( $P_{out1}, P_{out2}, P_{out3}$ )3个元件动态参数后的输入特征敏感性系数柱状图。

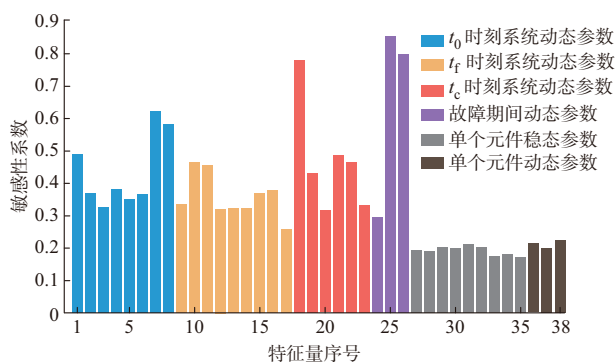


图5 在原始特征集中加入元件稳态参数和动态参数后DFNN-TSA输入特征的全样本集敏感性系数  
Fig. 5 Sensitivity coefficient of full sample set of DFNN-TSA input feature after adding element steady-state parameters and element dynamic parameters in original feature set

由图5可见,新增的9个元件稳态参数和3个元件动态参数对于模型TSA的贡献度几乎均在0.2以下,低于本文所提26个特征量对评估结果的贡献度,验证了本文构建的原始输入特征集的合理性。此外,由结果可知,系统无功出力(特征量4)、VSG电流限幅标么值(特征量8)、故障时刻VSG电压冲击均值(特征量15)、VSG输出电压均值(特征量21)等输入特征量对模型评估准确率的贡献度不可忽略,这说明对于多VSG微电网TSA,需考虑Q-V环、电流限幅器对系统暂态稳定性的影响,验证了前述输入特征选择分析的正确性。

## 4 结语

针对多VSG微电网TSA问题,本文系统分析了微电网在线TSA需求和难点。针对现有难点,以“系统动态参数为主、系统稳态参数为辅”为基本原则,基于VSG的P-f环、Q-V环、电流限幅器、故障程度和系统负荷水平对VSG的TSA的影响,构建了一组可避免维数灾并具有强表征能力的多VSG微电网原始输入特征集。基于此,采用LM反向传播算法提出了基于DFNN的多VSG微电网在线TSA模型。模型测试结果显示,所提方法能够准确捕捉多机系统受扰特性,并且在VSG参数变化、出力变化、电流限幅、故障变化和系统负荷波动等复杂工况下仍能达到很高的评估准确率。相比现有方法,所提方法的TSA准确率有极大提高。在3机系统中,本文方法训练耗时短,在线判断仅需0.18 ms,准确率达97.2%,在线评估性能优越。

本文研究的是多VSG微电网的暂态稳定性,在微电网中,电流控制型逆变器同样存在暂态失稳问题,尤其是VSG与多种逆变器接口微源共同供电时,其暂态问题更为复杂,需要进一步研究。此外,本文特征量的获取需在微电网微源、负荷点和并网点装有测量装置,测量装置的安装布置优化和类型选取也是值得开展的下一步工作。

本文在撰写过程中得到湖南大学电气工程学院王达名、东南大学电气工程学院沈超的帮助,特此感谢!

附录见本刊网络版(<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>),扫英文摘要后二维码可以阅读网络全文。

## 参考文献

- [1] 郑天文,陈来军,陈天一,等.虚拟同步发电机技术及展望[J].电力系统自动化,2015,39(21):165-175.  
ZHENG Tianwen, CHEN Laijun, CHEN Tianyi, et al. Review

- and prospect of virtual synchronous generator technologies [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(21): 165-175.
- [2] 沈霞, 帅智康, 沈超, 等. 大扰动时交流微电网的运行与控制研究综述[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(24): 174-188.  
SHEN Xia, SHUAI Zhikang, SHEN Chao, et al. Review on operation and control of AC microgrid under large disturbance [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(24): 174-188.
- [3] 黄林彬, 辛焕海, 鞠平, 等. 电力电子并网装备的同步稳定分析与统一同步控制结构[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(9): 10-25.  
HUANG Linbin, XIN Huanhai, JU Ping, et al. Synchronization stability analysis and unified synchronization control structure of grid-connected power electronic devices [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(9): 10-25.
- [4] SHUAI Z K, SHEN C, LIU X, et al. Transient angle stability of virtual synchronous generators using Lyapunov's direct method [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(4): 4648-4661.
- [5] 赵峰, 帅智康, 彭也伦, 等. 含电流限幅器的逆变器暂态稳定性评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(6): 2245-2255.  
ZHAO Feng, SHUAI Zhikang, PENG Yelun, et al. Evaluation method for transient stability of inverter containing current limiter [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(6): 2245-2255.
- [6] XIN H H, HUANG L B, ZHANG L Q, et al. Synchronous instability mechanism of  $P$ - $f$  droop-controlled voltage source converter caused by current saturation [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(6): 5206-5207.
- [7] 白雪峰, 倪以信. 电力系统动态安全分析综述[J]. 电网技术, 2004, 28(16): 14-20.  
BAI Xuefeng, NI Yixin. Survey on dynamic security assessment of power systems [J]. Power System Technology, 2004, 28(16): 14-20.
- [8] 赵卓立, 杨苹, 许志荣, 等. 多源多变换微电网大扰动暂态稳定性研究综述[J]. 电网技术, 2017, 41(7): 2195-2204.  
ZHAO Zhuoli, YANG Ping, XU Zhirong, et al. Review on large-disturbance transient stability research of microgrid with multiple energy resources and multiple conversions [J]. Power System Technology, 2017, 41(7): 2195-2204.
- [9] CHENG H J, SHUAI Z K, SHEN C, et al. Transient angle stability of paralleled synchronous and virtual synchronous generators in islanded microgrids [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(8): 8751-8765.
- [10] 姜卫同, 胡鹏飞, 尹瑞, 等. 基于虚拟同步机的变流器暂态稳定分析及混合同步控制策略[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(22): 124-133.  
JIANG Weitong, HU Pengfei, YIN Rui, et al. Transient stability analysis and hybrid synchronization control strategy of converter based on virtual synchronous generator [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(22): 124-133.
- [11] 沈超, 帅智康, 程慧婕. 虚拟同步机并联电流控制型变换器系统暂态同步稳定性分析[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(10): 115-123.  
SHEN Chao, SHUAI Zhikang, CHENG Huijie. Transient synchronization stability analysis of system with paralleled virtual synchronous generators and current-controlled converters [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(10): 115-123.
- [12] 焦永辉, 卜京, 张宇宇, 等. 基于能量函数法的含 VSG-II DG 电力系统暂态稳定分析[J]. 电工电气, 2019(3): 7-11.  
JIAO Yonghui, BU Jing, ZHANG Ningyu, et al. Transient stability analysis with VSG-II DG power system based on energy function [J]. Electrotechnics Electric, 2019(3): 7-11.
- [13] 袁敞, 丁雨霏, 冯佳耀, 等. 离网条件下的虚拟同步机分布式并联系统暂态稳定分析[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(22): 22-30.  
YUAN Chang, DING Yufei, FENG Jiayao, et al. Transient stability analysis of virtual synchronous machine distributed parallel system under off-grid condition [J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(22): 22-30.
- [14] CHOOPANI M, HOSSEINIAN S H, VAHIDI B. New transient stability and LVRT improvement of multi-VSG grids using the frequency of the center of inertia [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(1): 527-538.
- [15] ALIPOOR J, MIURA Y, ISE T. Stability assessment and optimization methods for microgrid with multiple VSG units [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(2): 1462-1471.
- [16] KABALAN M, SINGH P, NIEBUR D. Large signal Lyapunov-based stability studies in microgrids: a review [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(5): 2287-2295.
- [17] 胡家兵, 袁小明, 程时杰. 电力电子并网装备多尺度切换控制与电力电子化电力系统多尺度暂态问题[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(18): 5457-5467.  
HU Jiabing, YUAN Xiaoming, CHENG Shijie. Multi-time scale transients in power-electronized power systems considering multi-time scale switching control schemes of power electronics apparatus [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(18): 5457-5467.
- [18] 刘俊, 孙惠文, 吴柳, 等. 电力系统暂态稳定性评估综述[J]. 智慧电力, 2019, 47(12): 44-53.  
LIU Jun, SUN Huiwen, WU Liu, et al. Overview of transient stability assessment of power systems [J]. Smart Power, 2019, 47(12): 44-53.
- [19] 徐政. 电力系统广义同步稳定性的物理机理与研究途径[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(9): 3-9.  
XU Zheng. Physical mechanism and research approach of generalized synchronous stability for power systems [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(9): 3-9.
- [20] 朱乔木. 基于深度学习的电力系统暂态稳定评估及风电功率预测方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.  
ZHU Qiaomu. Research on methods for power system transient stability assessment and wind power prediction based on deep learning [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019.
- [21] 朱乔木, 党杰, 陈金富, 等. 基于深度置信网络的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(3): 735-743.  
ZHU Qiaomu, DANG Jie, CHEN Jinfu, et al. A method for power system transient stability assessment based on deep belief networks [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(3): 735-743.
- [22] 朱乔木, 陈金富, 李弘毅, 等. 基于堆叠自动编码器的电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(10): 2937-2946.  
ZHU Qiaomu, CHEN Jinfu, LI Hongyi, et al. Transient stability assessment based on stacked autoencoder [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(10): 2937-2946.
- [23] 叶圣永, 王晓娟, 刘志刚, 等. 基于受扰严重机组特征及机器学习方法的电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(1): 46-51.



- YE Shengyong, WANG Xiaoru, LIU Zhigang, et al. Power system transient stability assessment based on severely disturbed generator attributes and machine learning method [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(1): 46-51.
- [24] 叶圣永. 基于机器学习的电力系统暂态稳定评估研究[D]. 成都:西南交通大学, 2010.
- YE Shengyong. Study on power systems transient stability assessment based on machine learning method [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2010.
- [25] YU X H, GAO F, DING G Q. Deep learning based transient stability assessment for grid-connected inverter [C]// 2018 IEEE International Power Electronics and Application Conference and Exposition, November 4-7, 2018, Shenzhen, China: 1-5.
- [26] 于向华. 基于虚拟惯性控制的微电网暂态稳定研究[D]. 济南:山东大学, 2019.
- YU Xianghua. Research on transient stability of microgrid based on virtual inertial control [D]. Jinan: Shandong University, 2019.
- [27] 黄雷, 包广清, 陈俊全. 基于Levenberg-Marquardt算法的改进Preisach模型磁特性模拟与验证[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(18): 6006-6015.
- HUANG Lei, BAO Guangqing, CHEN Junquan. Magnetic property simulation and verification with improved Preisach hysteresis model based on Levenberg-Marquardt algorithm [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(18): 6006-6015.
- [28] 李明河, 周磊, 王健. 基于LM算法的溶解氧神经网络预测控制[J]. 农业机械学报, 2016, 47(6): 297-302.
- LI Minghe, ZHOU Lei, WANG Jian. Neural network predictive control for dissolved oxygen based on Levenberg-Marquardt algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(6): 297-302.
- [29] 王同文, 管霖, 张尧. 人工智能技术在电网稳定评估中的应用综述[J]. 电网技术, 2009, 33(12): 60-65.
- WANG Tongwen, GUAN Lin, ZHANG Yao. A survey on application of artificial intelligence technology in power system stability assessment [J]. Power System Technology, 2009, 33(12): 60-65.
- [30] 高红民, 李臣明, 周惠, 等. 神经网络敏感性分析的高光谱遥感影像降维与分类方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(11): 2715-2723.
- GAO Hongmin, LI Chenming, ZHOU Hui, et al. Dimension reduction and classification of hyperspectral remote sensing images based on sensitivity analysis of artificial neural network [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(11): 2715-2723.
- 赵慧敏(1996—), 女, 博士研究生, 主要研究方向: 深度学习、微电网暂态稳定分析、微电网故障分析。
- 帅智康(1982—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 主要研究方向: 新能源并网稳定性分析与控制技术。E-mail: shuaizhikang-001@163.com
- 沈阳(1996—), 男, 博士研究生, 主要研究方向: 深度学习、微电网暂态稳定分析。

(编辑 蔡静雯)

## Online Transient Stability Assessment Method for Microgrid with Multiple Virtual Synchronous Generators Based on Deep Learning

ZHAO Huimin, SHUAI Zhikang, SHEN Yang, CHENG Huijie, ZHAO Feng, SHEN Xia

(National Electric Power Conversion and Control Engineering Technology Research Center (Hunan University), Changsha 410082, China)

**Abstract:** The factors such as the current limiting strategy, the source-source interaction, the variable fault and load level make it very difficult to quickly and accurately assess the transient stability of the microgrid with multiple virtual synchronous generators (VSGs). Aiming at the existing problems, this paper proposes an online transient stability assessment method for the microgrid with multiple VSGs based on the deep learning. First, by analyzing the influence of VSG control characteristics, current limiter, fault level, and load level on the system stability, a set of original features with the abilities of strong characterization and avoiding dimensionality disasters is constructed with the principle of system dynamic variables as the mainstay and steady-state parameters as the supplement. Based on this, a transient stability nonlinear assessment model for the microgrid with multiple VSGs is proposed with the application of deep feedforward neural network and Levenberg-Marquardt algorithm. The verification results in the microgrid with multiple VSGs show that, compared with the existing methods, the proposed method greatly improves the accuracy of the online transient stability assessment, and can quickly realize the accurate stability judgment of the microgrid with multiple VSGs under complex working conditions, which prove that the proposed method has a good assessment performance.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51977066) and Hunan Provincial Graduate Research and Innovation Project (No. QL20210104).

**Key words:** virtual synchronous generator (VSG); online transient stability assessment; input feature selection; deep learning; feedforward neural network

