

doi: 10.3969/j.issn.1672-0792.2020.09.002

基于深度神经网络的交直流电力系统暂态 稳定评估方法

张业宇¹, 曾平良¹, 赵 兵², 柴尔烜¹, 马士聪²

(1. 杭州电子科技大学 自动化学院, 浙江 杭州 310018; 2. 中国电力科学研究院有限公司, 北京 100085)

摘 要:随着直流输电技术的快速发展和大规模应用,电力系统的故障特征和暂态稳定模式变得更加复杂,交直流系统高度耦合、相互影响,放大了故障对电力系统运行的冲击范围和强度,给电力系统故障评估和安全运行带来巨大挑战。本文针对大规模交直流系统暂态稳定特性,提出了一种基于深度神经网络(deep neural network, DNN)的交直流系统暂态稳定评估方法。首先,提出一组反映交直流系统暂态稳定特性的 121 维特征集作为 DNN 模型的输入,构建含 4 层隐含层的 6 层 DNN 模型,采用 Adam 算法提高 DNN 的收敛速度和运行效率,以稳定和 unstable 为输出结果,利用深度学习架构对特征数据集与稳定结果之间的映射关系进行训练。最后,利用改进的 IEEE 新英格兰 10 机 39 节点作为测试系统对所提方法进行验证,结果表明所提出的基于 DNN 的交直流暂态稳定评估方法准确率可达 98%,比基于支持向量机、决策树等的暂态稳定评估方法准确率和收敛性更好,验证了本文所提方法的正确性和实用性。

关键词:暂态稳定评估;电力系统;深度学习;深度神经网络

中图分类号: TM712 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-0792(2020)09-0008-08

A New Transient Stability Analysis Approach for Hybrid AC/DC Systems Based on Deep Neural Network Method

ZHANG Yeyu¹, ZENG Pingliang¹, ZHAO Bing², CHAI Erxuan¹, MA Shicong²

(1. School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;

2. China Electric Power Research Institute, Beijing 100085, China)

Abstract: With the rapid development and large-scale application of HVDC transmission technology, the fault characteristics and transient stability modes of power systems become more complex. Hybrid

收稿日期: 2020-07-08

基金项目: 国家电网公司科技项目(大型交直流混联电网故障特征深度学习及智能识别和控制应用研究)

作者简介: 张业宇(1995—),男,硕士研究生,主要研究方向为人工智能在电力系统中的应用;

曾平良(1962—),男,教授,研究方向为电力系统分析与规划、可再生能源并网等;

赵 兵(1980—),男,教授级高级工程师,主要从事电力系统稳定与控制工作;

柴尔烜(1995—),男,硕士研究生,研究方向为电网故障诊断;

马士聪(1980—),男,高级工程师,研究方向为大电网运行分析与控制技术。

通信作者: 曾平良

AC/DC power systems are highly coupled and interact with each other, amplifying the impact range and intensity of faults on power system operation, which poses great challenges to stability assessment and safe operation of hybrid AC/DC systems. Therefore, to deal with these challenges, this paper proposes a transient stability evaluation method for large-scale AC/DC systems based on the deep neural network(DNN). Firstly, a set of 121 characteristic values reflecting transient stability behaviours of AC/DC systems is proposed and a 6-layer DNN model including 4-layer hidden layer is constructed. The Adam algorithm is used to improve the convergence speed and operation efficiency of the DNN. Stable and unstable are considered as the output results, and the deep learning architecture is used to train the mapping relationship between feature data sets and stable results. Finally, the proposed method is tested by using the improved IEEE New England 10 generator 39 bus system. Results show that the accuracy of the proposed method is up to 98%, which is higher than that of the transient stability evaluation methods based on support vector machine (SVM), decision tree (DT), etc., so as to verify the feasibility and practicability of the proposed method.

Key words: transient stability assessment; power system; deep learning; deep neural network

0 引言

随着智能电网建设的快速推进,直流输电在电力系统的应用不断提高,成为大规模、远距离输送电力,特别是可再生能源的首选输电技术。直流输电在我国电力系统发展中发挥了重要作用,将西北大规模可再生能源和煤电以及东南大规模水电输送至东部、珠三角工业区和负荷中心。截止2019年底,我国在运直流输电工程超过30多条,拥有世界容量最大(11 GW)、输送距离最远(3 000 km)、电压等级最高(± 1100 kV)的直流输电系统。在重要负荷中心,如上海和广州地区,汇聚多条直流线路,形成耦合紧密的交直流混联系统。交直流系统的高度耦合,使电力系统的故障特征和暂态稳定模式变得更加复杂,放大了故障对电力系统运行的冲击范围和强度,给电力系统故障评估和安全运行带来巨大挑战^[1-3]。传统的电力系统故障评估方法已不能适用新型交直流系统快速暂态稳定分析的需求,亟需研究适应交直流系统故障特征的暂态稳定评估方法。

过去几年,人工智能技术迅速崛起,基于机器学习和深度学习技术的电力系统暂态稳定评估方法从模式识别的角度另辟蹊径,逐渐进入人们的视野,被人们认为是未来电力系统暂态稳定评估的新方法和关键技术之一^[4]。在过去的十几年中,多数研究者们对基于机器学习(machine learning, ML)的电力系统暂态稳定评估方法做了大量研究

实验,并且取得了相应的成果^[5-10],其中大部分研究涉及的算法包括人工神经网络(artificial neural network)^[5]、支持向量机(support vector machine, SVM)^[6-9]、决策树(decision tree, DT)^[10]等等,局限于浅层学习方法。由于大规模交直流电网的运行方式复杂多变、维度高、非线性等特性,多数浅层学习方法对于电网运行特征的处理能力略显不足,当处理复杂暂态评估分类问题时,这些方法的泛化能力受到较大约束。随着深度学习技术(deep learning, DL)的跨越式发展,为电网暂态稳定评估研究提供了一条崭新的思路,即通过搭建多个隐藏层的学习模型,通过训练大量的电网数据学习更有用的特征,从而提高电力系统暂态稳定评估的准确率^[11-12]。

传统的暂态稳定评估方法主要包括时域仿真法、直接法等。时域仿真法在面对复杂电力系统暂态问题时,计算量大,直接影响其求解速度,不适用于未来电力系统快速安全评估需求,如何构造能量函数对于直接法而言依然是一个难题,处理现代电网的暂态稳定问题亟需深度学习^[13-17]等新方法的加入。

目前,深度学习网络模型主要包括自动编码器(auto encoder, AE)^[18]、卷积神经网络(CNN)、深度神经网络(DNN)以及上述3种模型的变体等等。其中DNN由于易于理解,结构相比于其他方法较为简单,对高维数据的处理能力强等特性,得到了广泛地应用。因此,结合交直流电力系统暂态稳定特点,将DNN与暂态稳定评估相结合,对深

度学习在电力系统中的应用做了一个新的探索。

本文采用深度神经网络 (DNN) 解决电力系统暂态稳定评估问题, 该网络经过训练充分发挥深度学习架构的特征提取能力, 取得了较好的泛化能力。本文采用改进的新英格兰 10 机 39 节点 IEEE 测试系统, 增加了直流输电, 对所提出的方法进行验证。实验结果表明提出的基于 DNN 的交直流暂态稳定评估方法准确率可达 98%, 比基于支持向量机 (SVM)、决策树 (DT) 等暂态稳定评估方法准确率和收敛性更好, 鲁棒性更强。

1 深度神经网络 (DNN) 模型

1.1 DNN 的基本描述

深度神经网络是一种多隐藏层的学习模型, 通常按照层数的划分, DNN 内部的神经网络层可以分为输入层、隐藏层以及输出层, 层与层之间采用全连接的形式, 即第 i 层的每个神经元都会和它相邻层的神经元保持连接。层与层之间有权值连接, 每一层都有对应的偏置, 每一层都有其对应的激活函数, 以及损失函数, 用来评估网络输出和真实输出之间的差异性。DNN 模型的数学描述如下: 输入层数据到达第一层隐藏层, 经过函数加权变换得到第一层隐藏层的输出结果为:

$$g_1 = f(w_1 x + b_1) \quad (1)$$

式中: g_1 为第一层隐藏层的输出结果; w_1 、 b_1 分别为输入层与第一层隐藏层之间的权重矩阵与阈值矩阵; f 为隐藏层的激活函数; x 为输入数据。

同理, 第 i 层隐含层的输出为:

$$g_i = f(w_i g_{i-1} + b_i) \quad (2)$$

经过多个隐含层之后, 到达输出层得到最终的输出结果是:

$$y = f'(w_n g_{n-1} + b_n) \quad (3)$$

式中: w_n 、 b_n 分别是最后一层隐含层的与输出层之间的权重矩阵和阈值矩阵; f' 是输出层的激活函数。由于是分类问题, 通常采用 Softmax 函数, 公式如下:

$$f' = y_i = \frac{e^i}{\sum_j e^j} \quad (4)$$

f' 的输出在 0~1 之间, 并且其总和为 1, 是各个类别的概率。

DNN 的重要核心就是激活函数的选取, 但是考虑到 Sigmoid 函数存在收敛较慢, 梯度消失等问题, 公式 (1) 和 (2) 中激活函数 f 采用的是 Relu 激活函数, 公式如下:

$$f = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (5)$$

电力系统暂态稳定评估在深度学习中可以被认为是一个分类问题, 所以这里选择交叉熵 (cross entropy) [19] 作为 DNN 的损失函数, 具体的数学描述如下:

$$J = -(y \log \hat{y} + (1 - y) \log(1 - \hat{y})) \quad (6)$$

式中: \hat{y} 为网络的实际输出; y 为真实结果的标签。

1.2 深度神经网络的基本结构

DNN 是由多层隐含层叠加构成, 层与层之间都是全连接的, 图 1 给出了 DNN 的结构图, 最后一层用 softmax 层作为整个网络最后的标签输出层。图中输入层有 m 个神经元, 输出层有 n 个神经元分别对应 D 个特征个数和 C 个类别, w 和 b 分别为对应层的权重和偏置, 隐藏层的层数和单元数根据以往经验设置。

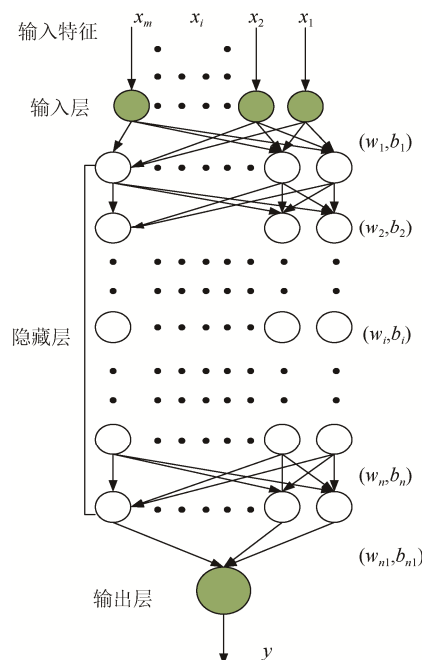


图 1 DNN 模型结构图

2 暂态稳定评估 (TSA) 模型

2.1 样本数据集描述

本文研究的是交直流电网的暂态稳定评估

(transient stability assessment, TSA) 问题, 需要数据集 X 和对应的标签集 Y , 样本数据集 X 作为 DNN 评估模型的输入, 标签集 Y 作为 DNN 进行有监督训练的目标, 可以分别将 X 和 Y 简单描述如下:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: 行向量为样本数量, 列向量为样本特征数量, 即一共 m 个样本, n 个特征属性, 作为深度神经网络模型的输入。

通常在 TSA 问题中, 标签主要考虑稳定、不稳定两种情况, 所以标签的类别数为 2 类。

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: $[y_1, y_2, y_3, y_4, \cdots, y_m]$ 为行向量; m 为对应的样本个数, 即 $y=[1,0]$ 代表稳定标签, $[0,1]$ 代表失稳标签。

暂态稳定评估本质上就是为了寻找 X 到 Y 的映射。电网的数据通常都是高维非线性时变的, 映射关系较为复杂, 特征变量的选择对 DNN 的评估结果影响较大。本文根据交直流系统故障特征, 在文献分析的基础上提出了 121 维暂态稳定特征量。

2.2 样本特征的选择

基于深度学习的电力系统暂态稳定评估方法的关键是系统特征变量的选择, 通常选取物理意义明确, 代表系统运行状态的特征^[19]。

本文综合现有的相关研究文献[20-24], 结合交直流电网特性, 构建了一组用于深度学习模型的暂态稳定评估原始特征集, 如表 1 所示。原始特征的构建可以从时间和空间两个维度考虑: 时间方面, 可以考虑系统静态(故障前)和动态(故障期间及故障清除后)特征; 空间方面, 可以考虑发电机参数特征与电网参数特征; 发电机的特征参数涵盖了功角、转子速度、角加速度、转子动能等常见的影响稳定的因素, 电网方面主要包括总出力、总负荷、母线电压等。另外针对交直流电力系统暂态特性, 选择直流模型两端的直流电压、直流功率共 4 个特征变量。

表 1 样本特征选取

时刻	序号	特征名称
t_0	1	系统母线电压的平均值
	2	发电机功角最大值与最小值之差
	3-4	系统总的有功负荷和总的无功负荷
	5-6	系统总的有功出力和总的无功出力
t_1	7-10	直流节点的直流电压、直流功率
	11	发电机加速功率平均值
	12-13	发电机加速度的最大值与最小值
	14	发电机角速度最大值与最小值之差
	15	发电机角加速度最大值与最小值之差
	16	发电机功角最大值与最小值之差
	17	发电机转子动能最大值
	18	发电机转子动能最大值与最小值之差
	19-22	直流节点的直流电压、直流功率
	23	发电机转子动能最大值
t_2	24	发电机最大相对功角
	25	发电机角速度最大值与最小值之差
	26	发电机角加速度最大值与最小值之差
	27	发电机功角最大值与最小值之差
	28	发电机转子动能最大值与最小值之差
	29	发电机动能平均值
	30-33	直流节点的直流电压、直流功率
	t_3	发电机转子动能最大值
	15 周波	发电机最大相对功角
	25 周波	发电机角速度最大值与最小值之差
34-121	35 周波	发电机角加速度最大值与最小值之差
	45 周波	发电机功角最大值与最小值之差
	85 周波	发电机转子动能最大值与最小值之差
	125 周波	发电机动能平均值
	200 周波	直流节点的直流电压、直流功率

表 1 中的 t_0 代表故障发生前的稳定运行时刻, t_1 是故障发生时刻, t_2 是故障切除前时刻, t_3 是故障切除后时刻。为了防止系统运行状态的突变, 这里考虑到了故障清除之后的第 15、25、35、45、85、125、200 周波共 7 个时刻, 特征属性和 t_3 时刻保持一致。与交流系统相比, 交直流系统运行特征和暂态稳定模式不同, 交流系统故障不但会引起发电机失稳, 也可能引起直流系统换相失败, 直流闭锁, 进一步恶化交流系统运行状况。同样, 直流系统故障造成直流功率损失, 引起交

流系统的剧烈波动,甚至失去稳定。交直流系统耦合性强,相互影响,暂态稳定特性复杂,与交流系统相比有明显差异。为此,提出了针对两端 LCC-HVDC 直流系统的直流电压、直流功率,以及发电机功角、转速、功率、电压等 121 维特征量,准确反映交直流混联系统的暂态稳定特性。上述构建的样本特征集可从历史和实时故障数据以及仿真数据计算得出。本文所用数据主要来源于交直流系统故障仿真分析。

2.3 评估模型的搭建

图 2 表示的是本文交直流混联电网暂态稳定评估系统模型的搭建流程图。该系统一共包括 5 个模块:故障信息设置模块、数据获取模块、数据预处理模块、深度神经网络搭建模块、评估性能测试模块。整个暂态稳定评估流程的具体步骤描述如下:

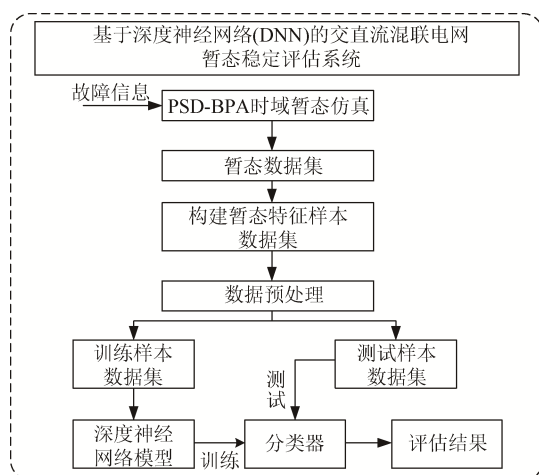


图 2 暂态稳定评估流程图

(1) 设定故障信息,使用仿真软件进行大量的时域仿真,获得样本数为 m 的暂态数据集,从中提取、计算得到上述表 1 中的特征样本数据集。

(2) 对样本特征集进行归一化处理,避免数据由于数值差异过大而造成数据淹没问题。这里采用的归一化方式是 z-score 方法,如下:

$$\hat{x} = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (9)$$

式中: μ 、 σ 分别是数据 x 的均值与标准差; x 、 \hat{x} 分别是处理前后的数据样本,经过处理之后的样本数据具有均值为 0,方差为 1 的特性。

(3) 给所有的样本都贴上对应的标签,根据一定的比例将特征样本数据集随机划分为训练样

本和测试样本两部分。

(4) 随机选择 n 个样本数据作为训练数据输入模型,对应的标签作为训练目标,训练深度神经网络模型,训练算法采用 Adam^[25-26] 算法,以交叉熵作为损失函数,不断优化网络模型的权重,降低训练误差,直到达到指定的训练次数和收敛条件,使网络性能得到最好的效果。

(5) 将未参与训练的 $m-n$ 个样本作为测试数据来对训练好的 DNN 进行评估测试,获得模型评估结果,与真实的结果对比,从而判定 DNN 评估的准确率。

3 算例结果分析

3.1 算例介绍

采用改进的 IEEE 新英格兰 10 机 39 节点测试系统^[27]对所提出的方法进行验证。该系统一共有 10 台发电机,39 条母线,46 条线路,安排发电机有功出力为 6 158 MW,系统有功负荷 6 098.5 MW。另外在 16 节点的位置上加入了一个两端直流模型,该直流模型结构为双极 LCC-HVDC 直流模型,单极直流功率 500 MW,共计 1 000 MW,所用仿真软件为中国电科院出版的 PSD 软件,系统的结构示意图如图 3 所示。

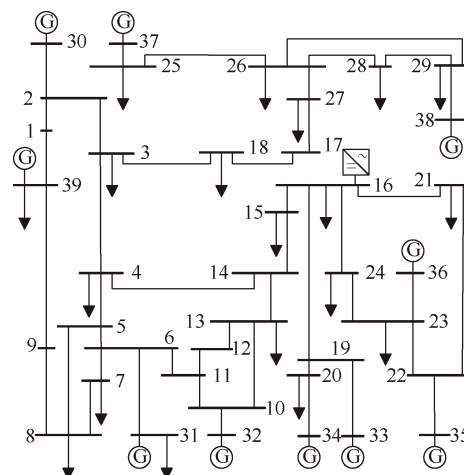


图 3 新英格兰 39 节点系统结构

3.2 故障信息的设置

本文故障信息的设置主要从系统的负荷水平、故障持续时间、故障发生位置 3 个方面考虑。选取 80%, 90%, 100%, 110%, 120%, 130%

6种负荷水平,故障持续时间分别为4周波,5周波,6周波,7周波,8周波和10周波,故障发生的位置分别为线路的0%,50%,80%3处,仿真时长为200周波,频率为50 Hz,通过仿真一共生成了4 968个暂态样本,其中稳定样本共4 150个,失稳样本共818个,失稳样本约占总样本数目的20%。

3.3 模型评估性能的分析

将4 968个样本数据随机划分为训练集和测试集两个部分,训练集所占比例为0.7,测试集所占比例为0.3,保持数据中稳定和不稳定样本的比例不变,训练集部分用于训练DNN评估模型,测试集部分用于模型的性能评估。为了更好地对所提方法的评估效果进行分析,搭建了基于机器学习方法如SVM、决策树的电力系统暂态稳定评估方法,并对评估结果进行了对比,DNN模型的每层单元数分别设置为121-50-25-10-5-2,模型输入特征共有121维,输出结果为2维。采用Adam算法,学习率为0.001,训练次数为100次。对基于SVM的评估方法主要考虑两种情况,由于数据维度较高,采用了主成分分析法(PCA)进行数据降维^[28-29],分为PCA+SVM、PCA+SVM+参数寻优两种评估方法,SVM采用RBF核函数,利用5折交叉验证和网格遍历法寻找最优的 c 和 g 参数。 c 、 g 的粗略寻优范围设置在 $[-10,10]$,精细的寻优范围分别设在 $[-2,4]$ 、 $[-4,4]$,最终的 c 为4, g 为0.062 5,每次寻优的 c 和 g 可能会不一样,但并不影响评估的准确性。决策树采用常用的C4.5算法,该方法在多数场合性能较好^[20,26]。

实验结果如表2所示,评估准确率取多次实验平均值,数学描述如下:

$$K = \frac{T_1 + T_2}{T} \times 100\% \quad (10)$$

式中: T_1 、 T_2 分别是被正确评估的稳定样本与不稳定样本数目; T 是参与评估的样本总数。

表2 不同评估模型测试结果

评估方法	训练集准确率	测试集准确率
DNN	99.59	98.28
PCA+SVM	94.50	93.85
PCA+SVM+寻优	96.05	95.43
决策树	98.73	96.65

如表2所示,DNN相对于其他3种方法评估准确率更高,无论是在训练集方面还是测试集方面,DNN都能很好地挖掘样本集的深层次特征,准确快速地完成模型的训练与评估。DNN的测试集评估准确率比PCA+SVM、PCA+SVM+寻优、决策树分别高出了4.43%,2.85%,1.63%。模型的训练过程如图4所示。

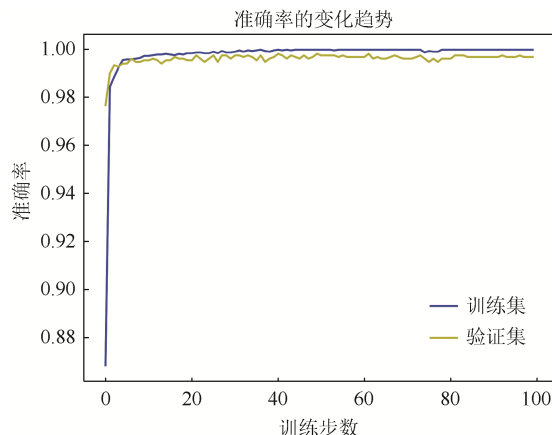


图4 DNN训练准确率变化趋势

由图4可知DNN的训练过程收敛较快,验证集的曲线也相对平稳,和训练集曲线贴合紧密,保持在较高的评估准确率。图5是DNN模型的训练误差曲线图,可以看出训练集、验证集的训练误差收敛较快,最终维持在较低误差水平。

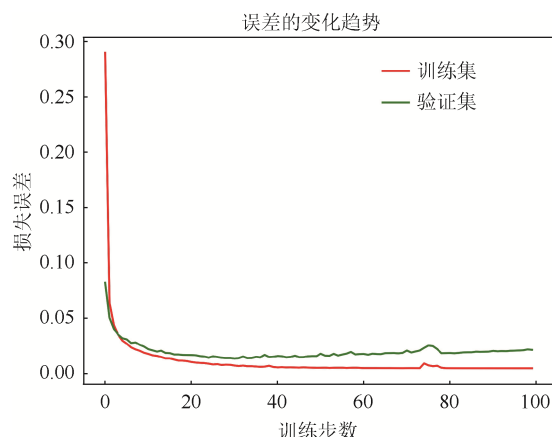


图5 DNN训练误差变化趋势

为了更好地看出DNN模型的评估过程,图6给出了DNN评估的混淆矩阵(confusion matrix)。混淆矩阵的横坐标为样本的实际标签,纵坐标是DNN模型的实际评估结果,其中0为失

稳标签, 1 为稳定标签。从图 6 可以看出共计 15 个样本评估错误, 其中 6 个稳定样本判断为失稳, 9 个失稳样本判断为稳定, 分别占总测试样本的 0.4% 和 0.6%, 评估错误较少, 模型的总体评估性能优越。

0	237 15.9%	6 0.4%	97.5% 2.5%
1	9 0.6%	1 239 83.1%	99.3% 0.7%
	96.3% 3.7%	99.5% 0.5%	99.0% 1.0%
	0	1	

图 6 DNN 混淆矩阵

DNN 的评估准确率与特征值的选择密切相关。如表 1 所示, 本文共选取 121 个反映系统在故障前、故障期间以及故障清除后的暂态特征值, 包括故障清除后的 7 个不同时刻的特征数据, 即故障清除后 15、25、35、45、85、125 和 200 周波深刻的特征数据。每一个时刻选择 11 个特征量。图 7 为特征值个数对评估准确率的影响。

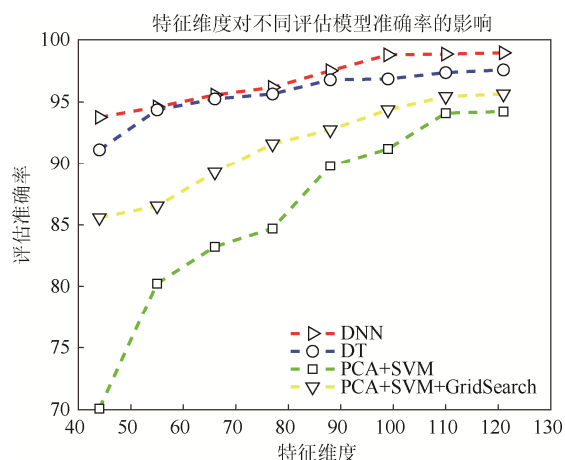


图 7 特征维度对不同评估模型评估准确率的影响

图中横坐标为特征值维度, 分别对应故障清除时刻以及故障清除之后的 7 个不同周波时刻, 纵坐标是系统评估准确率。可以看出所有评估方

法的准确率随着特征维度的增加呈上升趋势。PCA+SVM 上升幅度最大, 表明受特征值维度的选择影响最大。与其他 3 种方法相比, DNN 的评估准确率最高, 受特征值选择的影响最小, 相对稳定, 表明基于 DNN 的评估方法具有较好的鲁棒性。当特征值从 44 个增加到 121 个时, 评估准确率从 94% 上升至 98%。值得指出的是, 44 个特征值对应交直流系统故障发生前、故障发生后, 故障清除前和故障清除后 4 个时刻的特征数据, 根据这些有限的特征值, DNN 对交直流混联系统稳定辨识的准确率可达 94% 以上, 而传统电力系统稳定分析方法在故障清除时刻是很难做出稳定与否的判断。因此, 当故障发生时, DNN 可以更加快速地对系统的稳定性做出辨识。

4 结论

本文针对大规模交直流系统暂态稳定特性, 提出了一种基于深度神经网络的交直流系统暂态稳定评估方法。建立了含 4 层隐含层的 DNN 模型, 提出了反映交直流系统暂态稳定特性的 121 维特征变量, 利用深度学习架构对特征数据集与稳定结果之间的映射关系进行训练。所提方法在改进的 IEEE 新英格兰 10 机 39 节点测试系统上得到了验证。

我国具有世界上直流工程最多、传输容量最大、传输距离最远、电压等级最高、耦合最紧密的复杂交直流电力系统。交直流系统的故障特征和暂态稳定模式更加复杂。与机器学习和浅层学习方法相比, DNN 多层学习架构更加准确地反映交直流电网故障对电网稳定性的复杂关系。分析结果表明, DNN 的评估准确率最高, 鲁棒性好, 受故障清除后系统特征数据的选择影响小, DNN 可以快速地对系统的稳定性做出辨识, 揭示了 DNN 在复杂交直流系统快速稳定辨识应用的潜力。

实际交直流电力系统发生失稳事故的概率很低, 失稳事件的实际数据获取有限。本文采用仿真数据作为 DNN 模型的训练和测试数据集。如何结合实际电网运行和仿真数据, 提高 DNN 的辨识精度, 构建交直流故障的冲击量化方法以及失稳机组的辨识将是后续研究的重点内容。

参考文献:

- [1] 朱蜀, 刘开培, 秦亮, 等. 电力电子化电力系统暂态稳定分析综述[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(14): 3948-3962.
- [2] ZHU SHU, LIU KAIPEI, QIN LIANG, et al. Analysis of transient stability of power electronics dominated power system: An overview[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(14): 3948-3962.
- [3] 宋亚奇, 周国亮, 朱永利. 智能电网大数据处理技术现状与挑战[J]. 电网技术, 2013, 37(4): 927-935.
- [4] 彭小圣, 邓迪元, 程时杰, 等. 面向智能电网应用的电力大数据关键技术[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(3): 503-511.
- [5] 汤奕, 崔晗, 李峰, 等. 人工智能在电力系统暂态问题中的应用综述[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(1): 2-13.
- [6] 姚德全, 贾宏杰, 赵帅. 基于复合神经网络的电力系统暂态稳定评估和裕度预测[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(20): 41-46.
- [7] 田芳, 周孝信, 于之虹. 基于支持向量机综合分类模型和关键样本集的电力系统暂态稳定评估[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(22): 1-8.
- [8] GOMEZ F R, RAJAPAKSE A D, ANNAKKAGE U D, et al. Support vector machine-based algorithm for post-fault transient stability status prediction using synchronized measurements[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(3): 1474-1483.
- [9] 周艳真, 吴俊勇, 冀鲁豫, 等. 基于两阶段支持向量机的电力系统暂态稳定预测及预防控制[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(1): 137-147.
- [10] 戴远航, 陈磊, 张玮灵, 等. 基于多支持向量机综合的电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(5): 1173-1180.
- [11] SUN K, LIKHATE S, VITTAL V, et al. An online dynamic security assessment scheme using phasor measurements and decision trees[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2007, 22(4): 1935-1943.
- [12] 刘威, 张东霞, 王新迎, 等. 基于深度强化学习的电网紧急控制策略研究[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(1): 109-119.
- [13] 胡伟, 郑乐, 闵勇, 等. 基于深度学习的电力系统故障后暂态稳定评估研究[J]. 电网技术, 2017, 41(10): 3140-3146.
- [14] BENGIO Y. Learning deep architectures for AI [J]. Foundations and Trends in Machine Learning, 2009, 2(1): 1-127.
- [15] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Computation, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [16] SCHMIDHUBER J. Deep learning in neural networks: an overview[J]. Neural Networks, 2015, 61: 85-117.
- [17] BENGIO Y. Deep learning of representations for unsupervised and transfer learning[C]//Proceedings of ICML Unsupervised and Transfer Learning. Edinburgh, Scotland: ICML, 2012.
- [18] ZHANG L, MA W, ZHANG D. Stacked sparse autoencoder in PolSAR data classification using local spatial information[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(9): 1359-1363.
- [19] TANG Y, CUI H, WANG Q. Prediction model of the power system frequency using a cross-entropy ensemble algorithm[J]. Entropy, 2017, 19(10): 552.
- [20] 叶圣永, 王晓茹, 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.
- [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.
- [22] 马骞, 杨以涵, 刘文颖, 等. 多输入特征融合的组合支持向量机电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(6): 20-26.
- [23] 唐飞, 王波, 查晓明, 等. 基于双阶段并行隐马尔科夫模型的电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(10): 90-97.
- [24] 顾雪平, 李扬, 吴献吉. 基于局部学习机和细菌群体趋药性算法的电力系统暂态稳定评估[J]. 电工技术学报, 2013, 28(10): 271-279.
- [25] KINGMA D P, BA L J. Adam: a method for stochastic optimization[C]// The 3rd International Conference for Learning Representations, San Diego, 2015.
- [26] 张慧. 深度学习中优化算法的研究与改进[D]. 北京: 北京邮电大学, 2018.
- [27] 贺凌霄, 陈素华. 39 节点电力系统暂态稳定分析[J]. 电气传动, 2013, 43(S1): 190-193.
- [28] WITTEN I H, FRANK E. Data mining: practical machine learning tools and techniques (Second Edition)[M]. San Francisco: Elsevier, 2005: 198-199.
- [29] YE J P, RAVI J, LI Q, et al. Feature reduction via generalized uncorrelated linear discriminate analysis[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2006, 18(10): 1312-1322.