

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.191310

基于卷积神经网络的电力系统暂态稳定预防控制方法

田芳, 周孝信, 史东宇, 陈勇, 黄彦浩, 于之虹

(电网安全与节能国家重点实验室(中国电力科学研究院有限公司), 北京 100192)

摘要:为了更好地实现电力系统暂态稳定预防控制,提出了基于卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的电力系统暂态稳定预防控制方法。通过CNN模型输出变量灵敏度选择控制发电机并确定控制量,然后采用CNN和时域仿真相结合的暂态稳定评估方法进行控制方案校核,得到使系统在预想故障下稳定的控制方案。采用某省级电网算例进行预防控制效果验证。结果表明,采用所提出的预防控制方法,可以找到使系统恢复稳定的预防控制策略。

关键词:卷积神经网络;电力系统;暂态稳定;预防控制

A preventive control method of power system transient stability based on a convolutional neural network

TIAN Fang, ZHOU Xiaoxin, SHI Dongyu, CHEN Yong, HUANG Yanhao, YU Zhihong

(State Key Laboratory of Power Grid Safety and Energy Conservation (China Electric Power Research Institute), Beijing 100192, China)

Abstract: A preventive control method of power system transient stability based on a Convolutional Neural Network (CNN) is presented to better realize the control. The sensitivities of the CNN output variable are calculated to select control generators and determine the control amount, and the corresponding control scheme is verified by the transient stability assessment method based on the CNN combined with time-domain simulation to obtain the control scheme. This can stabilize the system under anticipated contingencies. A particular provincial power grid is analyzed to verify the effectiveness of the method. The results reveal that effective control measures are obtained with the proposed CNN-based transient stability preventive control method, and they can restore the system to a stable state.

This work is supported by National Key Research and Development Program of China (No. 5442XT180029).

Key words: convolutional neural network; power system; transient stability; preventive control

0 引言

我国能源革命的主要目标是以可再生能源逐步替代化石能源,实现可再生能源在一次能源生产和消费中占更大份额,推动能源转型。电力系统是保证能源转型的关键因素,为此必须建设新一代电力系统。新一代电力系统的主要技术特征是:适应高比例可再生能源接入、具有高比例电力电子设备、支撑多能互补综合能源网,以及与信息通信技术进一步深度融合^[1]。在建设新一代电力系统过程中,传统电力系统技术受到很大挑战。新一代人工智能技术在电力系统中的应用是应对挑战的技术突破方向。

国务院于2017年7月8日印发了《新一代人

工智能发展规划》,指出新一代人工智能包括大数据智能、跨媒体智能、群体智能、混合增强智能、自主智能系统等。

深度学习技术,作为新一代人工智能技术的一种,具有无需特征提取、适应性强、易于转换等优点,其在图像识别、语音识别和自然语言处理等技术领域得到成功应用,但在电力系统中的应用尚处于起步阶段。

深度学习技术包括深度置信网络、堆叠自动编码器、卷积神经网络、循环神经网络、长短期记忆网络等。文献[2-3]将深度神经网络用于风速预测和光伏出力预测,文献[4]采用深度置信网络进行负荷预测,文献[5]采用堆栈式长短期记忆网络进行家庭负荷预测,文献[6]将深度神经网络用于配电系统状态估计,文献[7-9]分别采用深度置信网络和堆叠自

动编码器进行电力系统暂态稳定评估, 文献[10]采用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)进行暂态稳定裕度和电压稳定指标预测, 文献[11]采用卷积神经网络进行暂态稳定评估, 文献[12]提出一种堆叠自动编码器和卷积神经网络相结合的暂态稳定评估方法。

目前, 电力系统暂态稳定预防控制的方法主要有传统的分析型方法^[13-19]和人工神经网络^[20-21]、决策树^[22-23]、模式发现^[24]、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[25-26]等浅层机器学习方法。与传统分析型方法相比, 这些浅层机器学习方法具有速度快的优势, 但由于其对输入特征的处理能力有限, 其泛化能力不强, 且容易发生判稳失效导致决策不当等问题, 并不能很好地实现电力系统暂态稳定预防控制。

为此, 本文拟将深度学习技术的一种——CNN引入到电力系统暂态稳定预防控制, 利用其强大的特征提取能力, 提升模型的泛化能力。并通过将CNN与时域仿真相结合, 以解决单纯机器学习模型判稳失效导致的决策不当问题。

本文第1节简单介绍CNN的基本原理, 第2节描述基于CNN的暂态稳定预防控制方法和流程, 第3节介绍预防控制方案的形成方法, 第4节采用某省级电网算例进行方法验证。

1 CNN 简介

CNN 是一种前馈人工神经网络模型。典型的CNN由卷积层、池化层和全连接层构成。与全连接神经网络相比, CNN具有网络参数少、训练时间短、泛化能力强、可并行学习等优点。目前, CNN在语音和图像识别等方面都取得了优异的性能, 在电力系统中也开始了初步应用^[10-12, 27]。

卷积层对上一层特征图进行卷积运算, 相当于一个特征提取器。通过权值共享的卷积操作可大幅度减少待优化的参数个数和训练复杂度, 通过添加激活函数来增加网络的非线性表达能力。通常使用多个卷积层来得到更深层次的特征图。

池化层也是一个特征提取器, 对上一层特征图进行池化操作, 一方面使特征图变小, 简化计算复杂度, 另一方面进行特征压缩, 提取主要特征。另外, 池化操作会引起信息的损失, 但同时也提高了模型的泛化能力。

全连接层连接上一层所提取的所有特征, 将输出值送给分类器或直接输出。

卷积层、池化层、全连接层具体的计算过程参见文献[28]。

CNN 可用于分类和回归分析。当用于分类时, 其输出层的激活函数一般采用 Softmax 函数, 以得到各类别的概率, 如式(1)所示。

$$\text{softmax}(\mathbf{x})_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^n e^{x_j}} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 为上一层所提取的特征。

当用于回归时, 输出层无需激活函数。

CNN 的训练目标是最小化损失函数, 对于分类问题, 损失函数一般采用交叉熵, 如式(2)所示。

$$L = -\sum_{i=1}^n y_i \log(y_i') \quad (2)$$

式中, y_i 、 y_i' 分别为训练集中第 i 个样本的实际值和预测值。

对于回归问题, 损失函数一般采用均方差函数, 如式(3)所示。

$$L = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_i')^2}{n} \quad (3)$$

为了减轻过拟合, 可采用正则化、Dropout 等技术。

在训练过程中常用的优化方法是梯度下降方法。

图 1 给出了本文仿照 LeNet-5 结构^[29]搭建的 CNN 分类模型, 包含 2 个卷积层(5*5)、2 个池化层(2*2)、1 个全连接层, 1 个全连接+Softmax 输出层。与 LeNet-5 模型不同的是, 本文卷积层和全连接层都采用 Swish 作为激活函数代替 ReLU 激活函数, 以避免神经元失效问题。

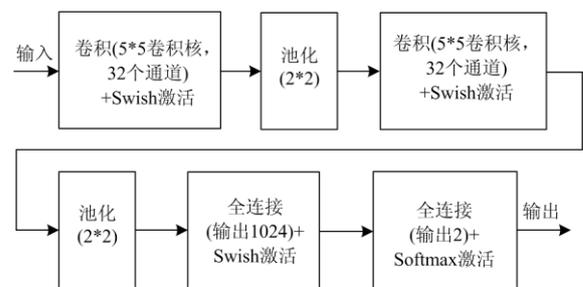


图 1 CNN 分类模型示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the CNN classification model

2 基于 CNN 的暂态稳定预防控制

当电力系统发生预想故障暂态失稳时, 需要采取预防控制调整措施, 使系统稳定。预防控制调整措施包括网络拓扑调整、开机方式调整、发电机出力调整、直流功率调整、负荷调整等。在针对暂态功角失稳问题时, 一般采取调节发电机出力的措施,

必要时也可采取减负荷措施。

为克服传统分析耗时多的不足,开展基于机器学习的预防控制方法研究。与 SVM 等浅层机器学习方法相比, CNN 具有强大的特征提取能力,模型的泛化能力强,判稳正确率高,这里采用 CNN 模型进行预防控制方法研究。

参照文献[30]方法,预防控制措施的制定可分为选择控制变量和求取控制量 2 个环节,均根据灵敏度确定。

与传统分析法不同,基于 CNN 的暂态稳定预防控制方法需要事先建立并训练好 CNN 模型。该模型一方面用于暂态稳定评估,一方面用于预防控制中的灵敏度计算和控制方案的校核。

基于 CNN 的暂态稳定评估和预防控制计算流程如图 2 所示。包含离线训练和在线应用 2 个阶段。

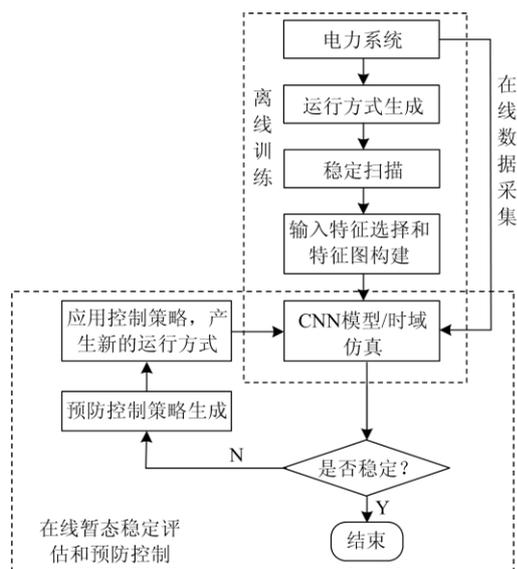


图 2 基于 CNN 的暂态稳定评估和预防控制流程图

Fig. 2 Flowchart of transient stability assessment and preventive transient stability control based on CNN

离线训练包括运行方式生成、稳定扫描、输入特征选择和特征图构建、CNN 模型建立和训练 4 个环节。

1) 运行方式生成。为了获得良好的训练性能,需要大量的运行方式,可以通过在线安全评估系统的历史数据或离线仿真计算得到。本文采用后一方式。

2) 稳定扫描。对样本集中的每个运行方式,针对预想故障集中的故障,采用时域仿真法判断系统是否稳定。

3) 输入特征选择和特征图构建。从训练性能和效率考虑,需要从大量的输入特征量中选取有效的特征量,可采用优化方法^[31-32]或统计方法^[33]进行特

征量选择。本文根据经验选择发电机有功出力、负荷有功功率和关键线路有功功率作为输入特征。在构建特征图时,本文采用了一种简单的处理方法,直接将一维特征依序排列成二维矩阵。

4) CNN 模型建立和训练。CNN 模型结构和参数对模型分类效果有较大影响。对于小规模电网,1 层卷积层已能提取到足够的特征信息;对于本文所研究的中等规模电网,2 层卷积层即可提取到足够的特征信息。本文建立的 CNN 分类模型如图 1 所示。训练时采用 Adam 算法进行参数优化。

CNN 模型训练时的注意事项有:(1) 设置合理的初始权重和偏置。(2) 优化学习率和批(batch)数据大小。在开始训练时,学习率大一些,批数据小一些,以加快收敛,训练后期学习率小一点,批数据大一点,以便能落入局部最优解。(3) 采用正则化、Dropout 等技术减轻过拟合。

为了提高模型性能,本文采取了如下措施:1) 在用批(batch)数据方式取数时,从稳定训练样本和不稳定训练样本中各随机抽取批数量的 50% 的样本,可避免由于不稳定样本数较少导致无法完成训练或训练效果不佳的问题;2) 采取逐渐减少学习率和增加批数据大小的方式,以兼顾训练效率和效果。

在线应用包括两部分:暂态稳定评估(TSA)和预防控制。对于当前运行方式,TSA 判断系统是否稳定,若系统不稳定,则根据灵敏度来形成预防控制策略。在执行预防控制策略后,将形成新的运行方式。对于新的运行方式,仍由 TSA 判断系统是否稳定。TSA 和预防控制交替往复进行直到系统稳定。

需要指出的是,为了得到良好的评估性能,TSA 将多个 CNN 模型进行综合,并与时域仿真法相结合,只有当待评估的运行方式稳定裕度较小或不稳定程度较轻时,才进一步执行时域仿真。CNN 综合模型原理见文献[11]。

图 3 给出了基于 CNN 的预防控制具体流程图。

在确定下调发电机时,从灵敏度最大的发电机开始,逐一增加下调发电机,直到找到使系统稳定的控制方案。当下调发电机集合中的发电机已全部选完,而仍然找不到使得系统稳定的控制方案,则在下调发电机功率的同时叠加减负荷措施。

3 预防控制方案

3.1 灵敏度指标的计算

在图 3 所示的流程图中,需要计算灵敏度指标。选取的变量为 CNN 分类模型中最后一个全连接网络的第 1 个输出 y ,它在一定程度上体现了系统稳定的程度。

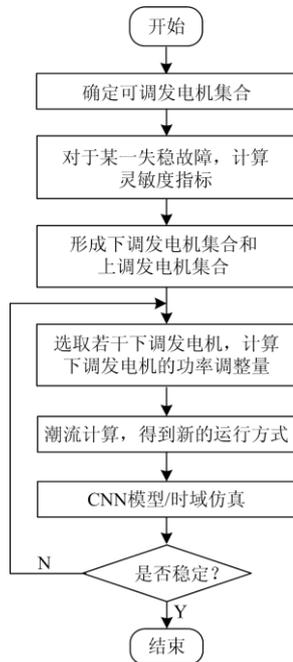


图3 基于 CNN 的暂态稳定预防控制具体流程图

Fig. 3 Flowchart of preventive transient stability control based on CNN

时间裕度指标的定义是故障线路临界切除时间减去开关动作时间,是暂态稳定评价指标的一种。通过计算,某省级电网系统测试集的 CNN 模型输出 y 和时间裕度指标的相关系数为 0.839 738,二者具有很强的相关性,因而也可以用 y 来表征系统的稳定程度。

采用摄动法进行灵敏度指标的计算。分别求取初始潮流运行方式和发电机 j 有功调整后的运行方式下的 y 值。 y 的差值和功率差值的比值即为灵敏度。发电机 j 有功调整后的运行方式可根据潮流灵敏度估算得到。

3.2 控制变量选择

控制变量根据灵敏度来确定。那些灵敏度为负且绝对值较大的发电机可选为功率下调机组,因当这些机组功率下调时,对提高系统稳定性更为有效。那些灵敏度绝对值很小的发电机可选为功率上调机组,用于平衡功率,因其对稳定程度影响很小。

当针对多个预想故障进行预防控制时,控制发电机的选取需进行协调,避免针对不同故障的控制策略互相矛盾。控制发电机中,功率下调的发电机用以增强系统的稳定性,可取为所有故障所确定的发电机的并集;而功率上调的发电机用以平衡功率,宜取为所有故障所确定的发电机的交集,避免不同故障之间的相互影响。

若发电机调节措施无效,则应考虑减负荷措施。在非重要可切负荷中选择灵敏度最大的负荷优先切除。

3.3 控制量确定

根据灵敏度,选出 M 个功率下调机组。设总的功率下调量为 ΔP_{GALL} ,则第 i 台发电机的功率下调量按灵敏度比例分配:

$$\Delta P_{Gi} = \frac{\frac{dy}{dP_{Gi}}}{\sum_{k=1}^M \frac{dy}{dP_{Gk}}} \Delta P_{GALL}, i=1, \dots, M \quad (4)$$

式中, ΔP_{GALL} 根据式(4)和式(5)计算。

$$y_0 + \sum_{k=1}^M \frac{dy}{dP_{Gk}} \cdot \Delta P_{Gk} \geq y_{tar} \quad (5)$$

式中, y_{tar} 为目标 y 值。

4 算例分析

采用某省级电网系统验证本文方法的有效性。

该系统 500 kV 主网接线图如图 4 所示。共分为 3 个区域:西部、中部和东部,包含图中所示的 17 个分区,其中西部区域包括分区 1、8、9、17;东部区域包括分区 4、12、14、15、16;其余分区属于中部区域。系统规模如下:母线 2 036 条,发电机 149 台,变压器 909 台,交流线 761 条,直流线 1 条。

在正常运行方式下,线路 $N-1$ 故障下,不存在暂态失稳风险。



图4 某省级电网 500 kV 主网接线图

Fig. 4 Wiring diagram for the 500 kV main network of the certain provincial power grid

4.1 样本生成

为产生典型且必要的运行方式,使负荷在初始方式的 75%~120%内调节,并按区域设置若干种不同的负荷调节方式,且针对每种负荷调节方式设置若干种不同的发电出力调节方式。

样本集的具体构造过程如下:在初始潮流方式

基础上,通过调节发电、负荷,在75%~120%(以1%为变化步长)基准负荷下,对每个负荷条件设置7种不同的负荷增长方式(按区域考虑负荷的增长,即仅东部增长、仅中部增长、仅西部增长、中西部同比增长、东西部同比增长、中东部同比增长、平均增长),对每种负荷增长方式各设置7种不同的发电出力(按区域考虑发电的调节,即仅东部调节、仅中部调节、仅西部调节、中西部同时调节、东西部同时调节、中东部同时调节、中西东部同时调节)。去掉潮流不收敛的样本后,共得到2031个潮流方式。

每个潮流方式,选取了该系统重点关注的500 kV线路作 $N-1$ 暂稳校验。故障类型为线路首端三相永久性短路故障,故障发生后0.1 s切除。

4.2 稳定分类结果

采用五折交叉验证法进行CNN模型和SVM模型的效果比较,即将所有的样本随机分成5组数据(每组数据占总样本的20%),取其中1组数据作为测试样本,剩余的样本(占总样本的80%)作为训练样本,取5组数据的平均值进行比较。对于交叉验证的5组数据,其判稳正确率、漏判率、误判率平均值见表1。其中正确率为结果判断正确的样本占总样本的比例,漏判率为漏判(不稳定的样本被判定为稳定)样本占不稳定样本的比例,误判率为误判(稳定的样本被判定为不稳定)样本占稳定样本的比例。

表1 分类效果比较

Table 1 Comparison of classification effect

方法	正确率/%	漏判率/%	误判率/%
SVM	97.69	8.22	1.42
CNN	98.87	2.33	0.97

由表1可见,CNN模型的正确率、漏判率、误判率分别为98.87%、2.33%、0.97%,都优于SVM模型。

同样采用五折交叉验证法进行CNN模型和SVM模型的效果比较,但采用较少的训练样本(占总样本的20%),分类效果见表2。由表2可见,CNN模型的正确率和漏判率分别为97.81%和7.60%,明显优于SVM模型,误判率为1.40%,略优于SVM模型。可见,在仅有少量训练样本的情况下,CNN模型较SVM模型有更优异的性能。

表2 分类效果比较(少量训练样本)

Table 2 Comparison of classification effect (small training samples)

方法	正确率/%	漏判率/%	误判率/%
SVM	94.78	30.47	1.51
CNN	97.81	7.60	1.40

4.3 控制措施

从测试集中选取某一方式,若发生某条500 kV线路(在图4中标出)故障,CNN模型输出 $y=-0.282324$,判定为系统不稳定。表3给出了针对该运行方式,灵敏度最大的10台发电机的灵敏度计算结果。按照图3的流程,最后得到针对该方式的控制措施如表4所示。控制措施施加前后,部分发电机相对功角曲线如图5、图6所示。可见,控制措施十分有效。表4中还给出了基于SVM的控制措施,可见,基于CNN的方法得到的措施发电机下调功率总量略低。可见,与SVM模型相比,由于CNN模型特征提取能力强,表征的非线性映射关系与实际系统更为接近,故而其得到的预防控制措施精细程度更高。

表3 灵敏度结果

Table 3 Sensitivity results

发电机	灵敏度
LZX8	-3.339 797
LYH6	-2.553 567
LBYH4	-2.535 873
LZX5	-2.524 964
LTZR4	-2.482 571
LRZY4	-2.461 045
LHR1	-2.457 343
LYH4	-2.422 034
LWF4	-2.405 487
LLC4	-2.382 108

表4 控制措施

Table 4 Control measures

比较项	CNN	SVM
下调发电机台数	4	3
发电机下调功率总量/MW	242.45	248.09
下调负荷个数	13	9
负荷下调功率总量/MW	242.45	248.09

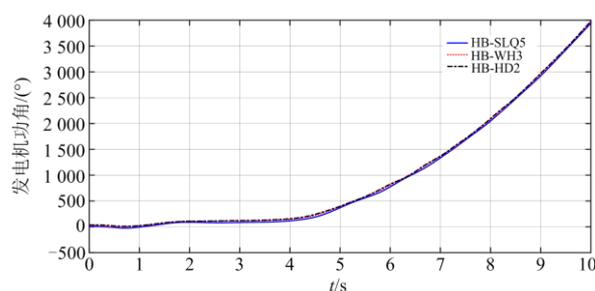


图5 初始方式发电机功角曲线

Fig. 5 Phase angles of generators for the initial operation point

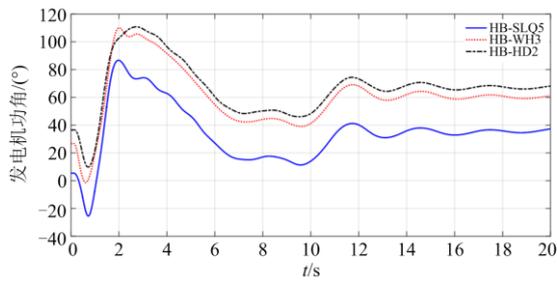


图 6 控制后方式发电机功角曲线

Fig. 6 Phase angles of generators for the operation point after control

接下来进行多故障协调预防控制。考虑的预想故障除了上述故障(故障 1)外,还包括另一条 500 kV 线路(中部区域 10 和 11 分区之间的联络线)故障(故障 2)。表 5 给出了同时考虑 2 条 500 kV 线路故障的控制措施。图 7、图 8 分别给出了控制措施施加

表 5 多故障控制措施

Table 5 Control measures for multi-contingency

比较项	控制措施
下调发电机台数	3
发电机下调功率总量/MW	253.72
下调负荷个数	13
负荷下调功率总量/MW	253.72

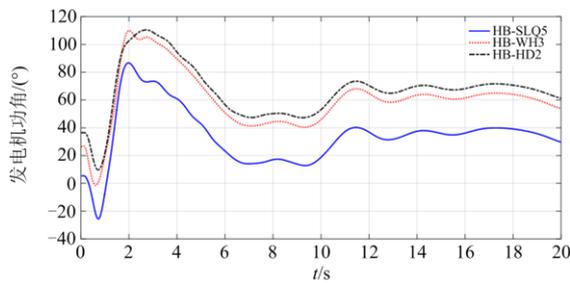


图 7 控制后方式发电机功角曲线(故障 1)

Fig. 7 Phase angles of generators for the operation point after control (contingency 1)

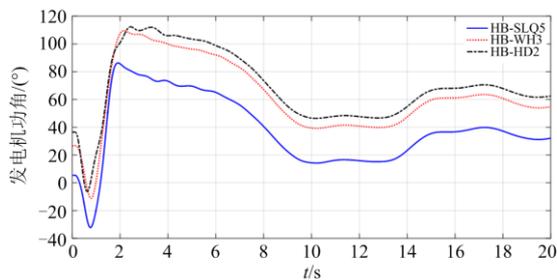


图 8 控制后方式发电机功角曲线(故障 2)

Fig. 8 Phase angles of generators for the operation point after control (contingency 2)

后,故障 1 和故障 2 情况下,部分发电机的相对功角曲线。可见,控制措施十分有效。

5 结论

本文提出基于 CNN 的电力系统暂态稳定预防控制方法。通过 CNN 模型输出变量灵敏度选择控制变量并确定控制量,然后采用 CNN 和时域仿真相结合的暂态稳定评估方法进行控制方案校核,得到使系统稳定的预防控制方案。对某省级电网算例分析结果表明:

1) 当预想故障为某线路故障时,采用本文所提出的预防控制方法,可以找到使系统稳定的预防控制策略,且控制量略小于 SVM 方法;与 SVM 模型相比,由于 CNN 模型特征提取能力强,表征的非线性映射关系与实际系统更为接近,故而其得到的预防控制措施精细程度更高。

2) 针对 2 个预想故障,利用本文所提出的方法进行协调预防控制,得到的控制措施也十分有效。

发电负荷控制与直流输电控制的协调控制研究以及采用在线数据验证本文算法将是下一阶段研究的重点。

CNN 模型应用时,要注意设置合理的模型结构和初始参数,选择合适的模型参数优化方法,优化学习率和批数据大小,采用正则化、Dropout 等减轻过拟合的技术。

参考文献

- [1] 周孝信,陈树勇,鲁宗相,等. 能源转型中我国新一代电力系统的技术特征[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(7): 1893-1904.
ZHOU Xiaoxin, CHEN Shuyong, LU Zongxiang, et al. Technology features of the new generation power system in China[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(7): 1893-1904.
- [2] 黎静华,黄乾,韦善阳,等. 基于 S_BGD 和梯度累积策略的改进深度学习方法及其在光伏出力预测中的应用[J]. 电网技术, 2017, 41(10): 3292-3299.
LI Jinghua, HUANG Qian, WEI Shanyang, et al. Improved deep learning algorithm based on S-BGD and gradient pile strategy and its application in PV power forecasting[J]. Power System Technology, 2017, 41(10): 3292-3299.
- [3] AK R, FINK O, ZIO E. Two machine learning approaches for short-term wind speed time-series prediction[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2016, 27(8): 1734-1747.

- [4] HE Y S, DENG J H, and LI H J. Short-term power load forecasting with deep belief network and copula models[C] // 2017 9th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC), August 26-27, 2017, Hangzhou, China: 191-194.
- [5] 刘建华, 李锦程, 杨龙月, 等. 基于 EMD-SLSTM 的家庭短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(6): 40-47.
LIU Jianhua, LI Jincheng, YANG Longyue, et al. Short-term household load forecasting based on EMD-SLSTM[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(6): 40-47.
- [6] MESTAV K R, ROZAS J L, TONG L. Bayesian state estimation for unobservable distribution systems via deep learning[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6): 4910-4920.
- [7] 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.
HU Wei, ZHENG Le, MIN Yong, et al. Research on power system transient stability assessment based on deep learning of big data technique[J]. Power System Technology, 2017, 41(10): 3140-3146.
- [8] ZHENG L, HU W, ZHOU Y, et al. Deep belief network based nonlinear representation learning for transient stability assessment[C] // 2017 IEEE Power & Energy Society General Meeting, July 16-20, 2017, Chicago, IL, USA: 1-5.
- [9] 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.
- [10] BALASUBRAMANIAM K, WATSON N. CNN based power system transient stability margin and voltage stability index prediction[C] // 2013 IEEE Computational Intelligence Applications in Smart Grid (CIASG), April 16-19, 2013, Singapore, Singapore: 13-20.
- [11] 田芳, 周孝信, 史东宇, 等. 基于卷积神经网络综合模型和稳态特征量的电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(14): 4025-4031.
TIAN Fang, ZHOU Xiaoxin, SHI Dongyu, et al. Power system transient stability assessment based on comprehensive convolutional neural network model and steady-state features[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(14): 4025-4031.
- [12] TAN Bendong, YANG Jun, PAN Xueli, et al. Representational learning approach for power system transient stability assessment based on convolution neural network[J]. The Journal of Engineering, 2017(13): 1847-1850.
- [13] XU Yan, DONG Zhaoyang, ZHAO Junhua, et al. Trajectory sensitivity analysis on the equivalent one-machine- infinite-bus of multi-machine systems for preventive transient stability control[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2015, 9(3): 276-286.
- [14] UZOECHI L O, MAHAJAN S M, RADMAN G. Transient stability constrained line-flow-based optimal power flow analysis[J]. International Journal of Emerging Electric Power System, 2012, 13(2): 1-19.
- [15] 刘明波, 李妍红, 陈家荣. 基于轨迹灵敏度的暂态稳定约束最优潮流计算[J]. 电力系统及其自动化学报, 2007, 19(6): 24-29.
LIU Mingbo, LI Yanhong, CHEN Jiarong. Transient stability constrained optimal power flow using trajectory sensitivities[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2007, 19(6): 24-29.
- [16] 孙闻, 房大中, 袁世强, 等. 基于轨迹灵敏度的暂态稳定预防控制方法[J]. 天津大学学报, 2010, 43(2): 109-114.
SUN Wen, FANG Dazhong, YUAN Shiqiang, et al. Power system preventive control for transient stability enhancement based on trajectory sensitivity technique[J]. Journal of Tianjin University, 2010, 43(2): 109-114.
- [17] 田芳, 周孝信, 于之虹. 基于灵敏度分析和时域仿真的暂态稳定预防控制优化方法[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(7): 155-161.
TIAN Fang, ZHOU Xiaoxin, YU Zhihong. Transient stability preventive control optimization method based on sensitivity analysis and time domain simulation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(7): 155-161.
- [18] 赵晋泉, 钱莉, 陈刚. 一种基于 EEAC 和轨迹灵敏度的暂态稳定约束最优潮流模型与方法[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 43(9): 9-14.
ZHAO Jinquan, QIAN Li, CHEN Gang. A novel EEAC and sensitivity based model and algorithm of transient stability constrained optimal power flow[J]. Power System Protection and Control, 2014, 43(9): 9-14.
- [19] 夏小琴, 鲍颜红, 任先成, 等. 计及静态和暂态安全稳定约束的调度计划辅助决策[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(15): 24-30.
XIA Xiaoqin, BAO Yanhong, REN Xiancheng, et al. Auxiliary decision-making of dispatching plan considering

- static security and transient stability constrains[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(15): 24-30.
- [20] PASSARO M C, SILVA A P A, LIMA A C S. Preventive control stability via neural network sensitivity[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(6): 2846-2853.
- [21] 杨跃, 刘友波, 刘俊勇, 等. 基于神经网络预测校核的暂态稳定预防控制[J]. 电网技术, 2018, 42(12): 4076-4082.
- YANG Yue, LIU Youbo, LIU Junyong, et al. Preventive transient stability control based on neural network security predictor[J]. Power System Technology, 2018, 42(12): 4076-4082.
- [22] GENC I, DIAO R S, VITTAL V. Computation of transient stability related security regions and generation rescheduling based on decision trees[C] // IEEE PES General Meeting, July 25-29, 2010, Minneapolis, USA: 1-6.
- [23] LIU C X, SUN K, RATHER Z H, et al. A systematic approach for dynamic security assessment and the corresponding preventive control scheme based on decision trees[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(2): 717-730.
- [24] XU Y, DONG Z Y, GUAN L, et al. Preventive dynamic security control of power systems based on pattern discovery technique[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(3): 1236-1244.
- [25] ZHOU Yanzhen, WU Junyong, JI Luyu, et al. Transient stability preventive control of power systems using chaotic particle swarm optimization combined with two-stage support vector machine[J]. Electric Power Systems Research, 2018, 155: 111-120.
- [26] TIAN Fang, ZHOU Xiaoxin, YU Zhihong, et al. A preventive transient stability control method based on support vector machine[J]. Electric Power Systems Research, 2019, 170: 286-293.
- [27] 刘佳翰, 陈克绪, 马建. 基于卷积神经网络和随机森林的三相电压暂降分类[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(20): 112-118.
- LIU Jiahao, CHEN Kexu, MA Jian. Classification of three-phase voltage dips based on CNN and random forest[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(20): 112-118.
- [28] 李彦冬, 郝宗波, 雷航. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机应用, 2016, 36(9): 2508-2515, 2565.
- LI Yandong, HAO Zongbo, LEI Hang. Survey of convolutional neural network[J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(9): 2508-2515, 2565.
- [29] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [30] 于之虹, 施浩波, 安宁, 等. 暂态稳定多故障协调预防控制策略在线计算方法[J]. 电网技术, 2014, 38(6): 1554-1561.
- YU Zhihong, SHI Haobo, AN Ning, et al. A computational approach of preventive control strategy with multi-contingency constraints for power grid transient stability[J]. Power System Technology, 2014, 38(6): 1554-1561.
- [31] KALYANI S, SWARUP K S. Classification and assessment of power system security using multiclass SVM[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, 2011, 41(5): 753-758.
- [32] TSO S K, GU X P. Feature selection by separability assessment of input spaces for transient stability classification based on neural networks[J]. International Journal of Electric Power & Energy System, 2004, 26(3): 153-162.
- [33] WAHAB N I A, MOHAMED A. Transient stability assessment of a large actual power system using probabilistic neural network with enhanced feature selection and extraction[C] // 2009 International Conference on Electrical Engineering and Informatics, August 5-7, 2009, Bangi, Malaysia: 519-524.

收稿日期: 2019-10-24; 修回日期: 2020-02-24

作者简介:

田芳(1973—), 女, 通信作者, 博士, 教授级高级工程师, 研究方向为电力系统分析与控制、电力系统数字仿真; E-mail: tianf@epri.sgcc.com.cn

周孝信(1940—), 男, 教授级高级工程师, 中国科学院院士, 中国电力科学研究院名誉院长, 研究方向为电力系统分析与控制、电力系统仿真以及综合能源系统等;

史东宇(1980—), 男, 教授级高级工程师, 研究方向为电力系统安全稳定评估与控制、仿真分析技术等。

(编辑 魏小丽)