

引用格式:刘颂凯,龚潇,杨超,等.结合更新机制的电力系统暂态稳定评估研究[J].电力科学与技术学报,2025,40(2):1-9.

Citation: LIU Songkai, GONG Xiao, YANG Chao, et al. Transient stability assessment of power system in combination with update mechanism[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2025, 40(2): 1-9.

结合更新机制的电力系统暂态稳定评估研究

刘颂凯^{1,2}, 龚潇^{1,2}, 杨超^{1,2}, 刘龙成^{1,2}, 李彦彰³, 张磊^{1,2}, 张雅婷⁴

(1. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002; 2. 新能源微电网湖北省协同创新中心, 湖北 宜昌 443002;

3. 国网湖北省电力公司武汉供电公司, 湖北 武汉 430013; 4. 国网山西省电力公司太原供电公司, 山西 太原 030000)

摘要:电力系统是一个时变的复杂系统。近年来,基于数据驱动的机器学习方法在电力系统暂态稳定评估领域得到了广泛应用。然而,当电力系统运行受到较大扰动发生工况变化时,机器学习模型需要根据新的运行数据进行训练,故其难以及时应对新拓扑结构下系统的暂态稳定情况评估。为解决该问题,首先,提出了一种模型更新机制,按照不同条件对模型进行更新;其次,引入了基于多面近端支持向量机(multisurface proximal support vector machine, MPSVM)的斜双随机森林(oblique double random forest with MPSVM, MPDRF)模型,并将其作为分类器对电力系统的稳定状态进行评估;最后,在新英格兰10机39节点系统上进行仿真测试,验证该方法的有效性。研究表明,所提的结合更新机制的电力系统暂态稳定评估方法的评估性能优于普通方法的。

关键词:数据驱动;机器学习;暂态稳定评估;电力系统;模型更新

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2025.02.001 **中图分类号:** TM712 **文章编号:** 1673-9140(2025)02-0001-09

Transient stability assessment of power system in combination with update mechanism

LIU Songkai^{1,2}, GONG Xiao^{1,2}, YANG Chao^{1,2}, LIU Longcheng^{1,2},

LI Yanzhang³, ZHANG Lei^{1,2}, ZHANG Yating⁴

(1. College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China; 2. Hubei Provincial Collaborative Innovation Center for New Energy Microgrid, Yichang 443002, China; 3. Wuhan Power Supply Company, State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Wuhan 430013, China; 4. Taiyuan Power Supply Company, State Grid Shanxi Electric Power Co., Ltd., Taiyuan 030000, China)

Abstract: Power system is a time-varying complex system. In recent years, data-driven machine learning method has been widely used in the field of transient stability assessment of power system. However, when the power system is subjected to a large disturbance and the working condition changes, the machine learning model needs to be trained according to the new operating data. Thus, it is difficult to timely respond to transient stability assessment of the system under the new topology structure. To solve this problem, a model update mechanism is proposed in this paper, which updates the model according to different conditions. In addition, an oblique double random forest with multisurface proximal support vector machine (MPSVM) (MPDRF) model is introduced as a classifier to assess the stable state of power system. The simulation test on the New England 10-machine 39-bus system verifies the effectiveness of the proposed method. The results show that the method combined with update mechanism has high assessment performance, compared with the traditional method.

Key words: data-driven; machine learning; transient stability assessment; electric power system; model update

收稿日期:2023-07-14;修回日期:2023-11-08

基金项目:湖北省自然科学基金(2022CFB825);国家自然科学基金项目(62233006, 52007103);梯级水电站运行与控制湖北省重点实验室(三峡大学)开放基金(2023KJX06);电力系统智能运行与安全防御宜昌市重点实验室(三峡大学)开放基金(2020DLXY06)

通信作者:杨超(1989—),男,硕士,讲师,主要从事研究方向为综合能源系统等方面的研究;E-mail:sanxiaye22@163.com

随着可再生新能源与大量电力电子设备的接入,电力系统的结构愈发复杂。在这种新情况下,电力系统的暂态稳定,即系统在受到大扰动后的功角稳定对电力系统的安全与稳定运行具有重要意义^[1-2]。电力系统作为一个时变的非线性大型系统,其运行工况也复杂多变。因此,电力系统的暂态稳定评估(transient stability assessment, TSA)面临着严峻挑战^[3-4]。

传统分析方法如暂态能量函数法^[5]和时域仿真法^[6]的计算量大,计算速度慢,难以满足新型电力系统暂态稳定评估的要求^[7-8]。近年来,蓬勃发展的机器学习方法同样在电力系统暂态稳定评估领域得到了长足发展^[9]。其可以通过机理分析对海量稳定性历史数据进行训练,直接构建输入与输出之间的映射关系。该类算法的训练速度快且其评估准确率较高^[10]。随着广域测量系统和相量测量单元(phasor measurement unit, PMU)的普及^[11],机器学习方法能更迅速地给出电力系统暂态稳定评估结果。

一般的机器学习方法有随机森林(random forest, RF),卷积神经网络(convolutional neural network, CNN),极限学习机(extreme learning machine, ELM)等。近年来,不同的研究者在这些方法的基础上进行了各种优化与改进。文献[12]在RF的基础上提出了基于grcForest的TSA模型,弥补了原模型在提取输入特征多样性方面的不足,但该模型评估需要较多计算资源和时间。文献[13]采用异构样本构造方法,构建了基于深度残差网络的TSA模型,提高了对不稳定样本的评估性能,但该深度学习方法复杂结构,可能出现模型调参复杂、训练时间较长等问题。文献[14-15]提出了基于核主成分分析的ELM算法改进策略,对ELM的输入层特征库进行降维,提高了模型的评估结果准确性。文献[16]使用门控神经网络,提取融合电网的拓扑结构关键特征和信息,提高了评估准确度。文献[17]利用条件生成对抗网络从而生成较平衡的训练数据,训练基于门控神经网络的TSA模型,实现了较高准确率的暂态稳定分类,但该模型未考虑拓扑变换对TSA的影响,难以及时在新拓扑下提供可靠的TSA结果。文献[18]提出了一种改进的基于深度置信网络的TSA方法,利用解释器来解释模型,通过优化算法的损失函数,提高了模型的鲁棒性和可解释性。但该模型解释执行效率较低,耗

时长,对不同运行工况的适应能力较差。

基于电力系统历史运行数据,可先利用机器学习方法,建立系统运行变量与评估结果之间的映射关系;再将建立的映射关系与PMU采集的实时数据相结合,实现在线应用^[19-20]。而已经训练好的评估模型通常只对训练时特定的运行工况适应良好,当电力系统运行受到较大扰动、发生运行场景改变或者系统调度、定期检修导致发生拓扑 $N-k$ 变化时^[21],机器学习模型通常需要根据新的运行数据进行重新训练,才能得到较佳评估性能。因此,这些方法难以及时对新拓扑结构下系统的暂态稳定情况进行评估。

针对此问题,本文提出了一种模型更新机制,根据不同的情况来判断模型是否需要更新,提高了模型的更新效率。此外,引入了基于多面近端支持向量机^[22](multisurface proximal support vector machine, MPSVM)的斜双随机森林^[23](oblique double random forest with MPSVM, MPDRF)模型。其中,MPDRF训练的树少而深,训练速度快,在其正则化的同时,能最大程度地保留原始训练数据。通过不断添加新的实时数据来训练新树,MPDRF可将已经学习到的任何系统投入到对任何运行工况下的电力系统暂态稳定评估中。

基于模型更新机制与MPDRF分类模型,本文提出的结合更新机制的电力系统暂态稳定评估方法在新英格兰10机39节点系统上进行了算例仿真测试。仿真结果表明:该方法能够自主判断电力系统工况的变化并进行模型更新,在 $N-k$ 拓扑等大干扰场景下仍具有较佳的评估性能。

1 暂态稳定评估模型及判据

1.1 MPSVM

多面近端支持向量机MPSVM是一种计算速度快,对实际数据处理精度较高的二分类算法。设 x_1, x_2 分别为2个不同类别的 n 维数据点, MPSVM生成的2个超平面分别为

$$\begin{cases} x^T \boldsymbol{w}_1 - b_1 = 0 \\ x^T \boldsymbol{w}_2 - b_2 = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中, \boldsymbol{w}_1 和 \boldsymbol{w}_2 分别为两个平面法向量; b_1 和 b_2 分别为两个超平面到原点的距离

MPSVM的优化目标是在使类间距离最大的同时,使类内距离最小,即

$$\min_{(w,b) \neq 0} = \frac{\|x_1^T w - be\|^2 / \left\| \frac{w}{b} \right\|^2}{\|x_2^T w - be\|^2 / \left\| \frac{w}{b} \right\|^2},$$

$$\min_{(w,b) \neq 0} = \frac{\|x_2^T w - be\|^2 / \left\| \frac{w}{b} \right\|^2}{\|x_1^T w - be\|^2 / \left\| \frac{w}{b} \right\|^2} \quad (2)$$

式中, $\|\cdot\|$ 为二范数; e 为一个具有适当维数的向量; b 为一实数。

令 $M = [x_1 - e][x_1 - e]^T$, $N = [x_2 - e][x_2 - e]^T$, $l = [w^T, b]^T$, 则可将式(2)简化为

$$\min_{l \neq 0} \frac{lMl^T}{lNl^T}, \min_{l \neq 0} \frac{lJl^T}{lKl^T} \quad (3)$$

式中, $J = [x_2 - e][x_2 - e]^T$; $K = [x_1 - e][x_1 - e]^T$ 。

聚类超平面 l 可表征数据的几何特性, 可用于区分类间数据, 其可通过求解广义特征值问题得到, 即

$$Ml = \alpha Nl, l \neq 0 \quad (4)$$

$$Jl = \beta Kl, l \neq 0 \quad (5)$$

式(4)、(5)中, α 、 β 分别为矩阵 M 相对于矩阵 N 的广义特征值与矩阵 J 相对于矩阵 K 的广义特征值。

1.2 DRF

双随机森林^[24](double random forest, DRF) 是一个以决策树为基础学习器的集合体, 其使用了 bagging 概念和随机子空间方法。

DRF 通过自举和特征子集, 在分割规则中增加了随机性, 允许更多样化的树集成, 减少了分类预测中的偏差。DRF 中基础决策树的生长示意图 1 所示。

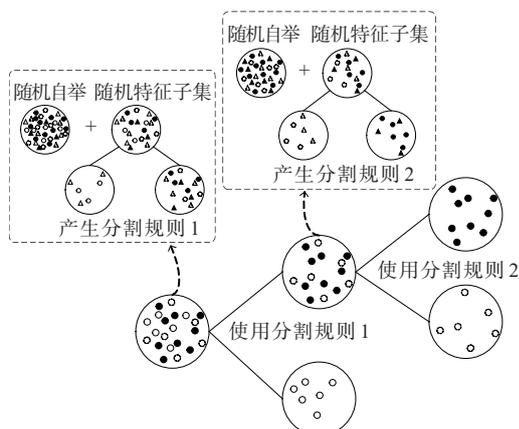


图1 DRF 中基础决策树的生长示意

Figure 1 Growth diagram of basic decision tree in DRF

1.3 MPDRF

标准 RF 和 DRF 均是单变量决策树的集合, 均不能以几何方式来表征数据的特性。基于此, 本文提出了基于 MPSVM 的斜双随机森林 (oblique double random forest with multisurface proximal support vector machine, MPDRF) 模型。

MPDRF 保留了 DRF 的优点, 在每个非终端节点使用自举本来生成最优斜向分割, 并在子节点之间划分原始数据。此外, MPDRF 基于聚类超平面生成每个非叶节点的最优分裂, 将几何结构融入到分裂超平面中。

随着决策树规模的增长, 到达特定节点的数据点的数量会逐渐减少。为避免出现样本量问题, 使用 Tikhonov 正则化^[25] 来使 MPDRF 获得更好的泛化性能。在 Tikhonov 正则化中, 采用对矩阵对角元素添加小正数来的方式来正则化数据矩阵 H , 即若数据矩阵 H 是秩亏的, 则该正则化矩阵 \tilde{H} 为

$$\tilde{H} = H + \delta I \quad (6)$$

式中, δ 为小正数; I 为单位矩阵。

MPDRF 训练过程的具体步骤可分为 4 步。

1) 使用样本数为 n , 特征数为 c 的训练集 S , 生成带有随机选择特征子集和随机自举样本的决策树 T_i 。

2) 对于含有训练集 $S_d = n_d p_d$ 的节点 d , 如果该样本数超过总样本数的 10%, 则从 S_d 中生成自举样本 S_d^* ; 否则, 令 $S_d^* = S_d$ 。

3) 从 S_d^* 的给定特征空间中选择 \sqrt{c} 个特征, 将数据集 S_d^* 分为 2 个类别的数据集 S_1 和 S_2 。使用 Tikhonov 正则化的 MPSVM 生成以分别 S_1 和 S_2 为输入的最优分割, 并将数据 S_d 设为子节点。

4) 重复步骤 2) 和 3), 直到满足停止条件, 即节点达到最大深度。

1.4 TSA 判据

基于这些对暂态稳定评估的分析, 本文以暂态功角稳定性作为研究对象。在电力系统受到大扰动后, 通过计算系统中各发电机的相对功角差来判断系统能否保持暂态稳定^[26-27]。因此, 以临界清除时间 (critical clearing time, CCT) x_{CCT} 和实际清除时间 (actual clearing time, ACT) x_{ACT} 为基础, 构建暂态稳定裕度指标 ξ_{TSM} , 以便系统运行人员能更直观地判别系统是否处于暂态稳定状态并向其提供暂态稳定裕度信息^[28]。该计算式为

$$\xi_{\text{TSM}} = \frac{x_{\text{CCT}} - x_{\text{ACT}}}{x_{\text{CCT}} + x_{\text{ACT}}} \times 100\% \quad (7)$$

式中, x_{CCT} 为临界清除时间; x_{ACT} 为实际清除时间。

由式(7)可知, ξ_{TSM} 是一个连续变量, 其取值范围为 $[-1, 1]$ 。理论上, 若 $x_{\text{ACT}} > x_{\text{CCT}}$, 则判定该系统为暂态不稳定; 否则, 若 $x_{\text{ACT}} < x_{\text{CCT}}$, 则判定该系统为暂态稳定。运行人员可根据实际需要, 为 ξ_{TSM} 设置适当的阈值 λ , 获得分类标签 y , 即

$$y = \begin{cases} 1, & \xi_{\text{TSM}} \geq \lambda \\ 0, & \xi_{\text{TSM}} < \lambda \end{cases} \quad (8)$$

若 $y=1$, 则判断该系统暂态稳定; 若 $y=0$, 则判断该系统暂态不稳定。

2 模型更新机制

当电力系统运行受到较大扰动, 导致运行工况发生变化时, 对新工况下的电力系统进行及时、准确的暂态稳定评估离不开一个高效的模型更新机制的支持。

在模型训练阶段, 基于系统的潜在运行工况, 训练一系列的 MPDRF 评估模型。基于此, 提出如图 2 所示的模型更新机制, 提高暂态稳定评估模型的泛化能力, 适应运行工况的变化。

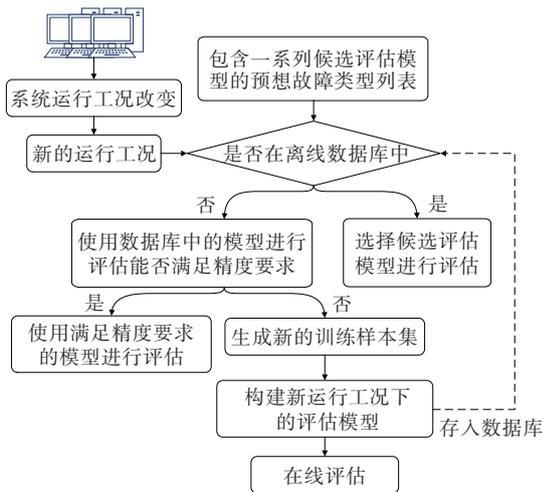


图 2 模型更新机制

Figure 2 Model update mechanism

如图 2 所示的模型更新机制包含 2 部分逻辑:

1) 该如果数据库包含改变的运行工况, 则当前正在使用的 MPDRF 评估模型将被与改变的运行工况对应的评估模型取代, 并采用对应的暂态稳定评估模型进行暂态稳定评估, 提供实时评估结果。

2) 如果遇到未知的运行工况, 则判断数据库中

已有的 MPDRF 模型能否提供理想的评估精度。若数据库中已有的 MPDRF 模型能提供理想的评估精度, 则使用能够满足精度要求的评估模型进行暂态稳定评估; 若数据库中已有的 MPDRF 模型不能提供理想的评估精度, 则在未知运行工况的基础上构造新的数据集, 使用新的数据集训练构建新的 MPDRF 评估模型并进行在线评估。随后, 数据库将吸收未知的运行工况和对应的新评估模型。

通过持续执行模型更新机制, 数据库中存储的运行工况数量将逐渐增加, 遇到未知运行工况的概率将逐渐减小。通过不断捕获新的实时数据训练新的树, MPDRF 可以实现对电力系统暂态稳定评估的无缝衔接。

3 结合更新机制的评估方法

本文所提出的结合更新机制的暂态稳定评估方法的主要流程如图 3 所示, 该流程包括模型训练评估和模型更新机制 2 部分。

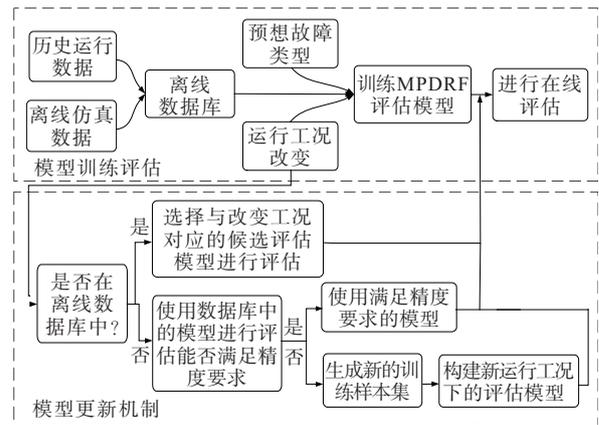


图 3 结合更新机制的暂态稳定评估方法的主要流程

Figure 3 Transient stability assessment method combined with update mechanism

从图 3 中可以看出, 先根据历史运行数据和离线仿真数据构建的离线数据库与基于不同的预想故障类型, 可以离线训练出一系列相对应的候选 MPDRF 评估模型。然后, 在受到扰动、系统调度或定期检修导致运行工况发生改变后, 基于改变的运行工况, 采用相对应的评估模型进行实时的在线暂态稳定评估。同时, 启动模型更新机制, 根据不同的判断条件执行不同的模型更新步骤, 利用不同的判断条件下的 MPDRF 评估模型, 实现准确的暂态稳定评估。最后, 将新的运行工况及对应的新评估模型储存至离线数据库中。

4 算例分析

将本文所提出的结合更新机制的电力系统暂态稳定评估方法在新英格兰10机39节点系统上进行算例仿真验证。新英格兰10机39节点系统包含10台发电机、39条母线、46条线路以及19个负荷节点,其具体系统结构如图4所示。在图4中,G1、G2、…、G10均为发电机。

为更好地模拟电力系统可能会遇到的拓扑变换和发电调度情况,设置3种数据集的生成场景。

1) 场景1:在正常电力系统拓扑情景下生成数据集D。

2) 场景2:在输电线路或发电机断开情景下生成数据集D₁。

3) 场景3:在发电机终端有功分布改变情景下生成数据集D₂。具体如表1所示。

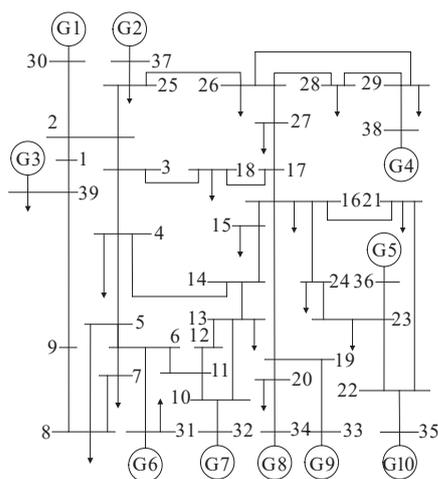


图4 新英格兰10机39节点系统结构

Figure 4 New England 10-machine 39-bus system structure

表1 在不同场景下生成的数据集

Table 1 Data sets generated in different scenarios

数据集	场景	训练数据	测试数据
D	正常拓扑	4 500	1 500
D ₁	线路3-18和发电机G5断开	4 000	1 000
D ₂	发电机有功分布为[70%, 130%]	4 000	1 000

在这3个场景下,都设置了如下的数据生成方式:发电机有功分布在初始分布的80%~120%(数据集D₂发生相应改变),谷值到峰值负载为初始数值的70%~130%;假设三相短路故障位置为输电线路的电气中点和母线。

4.1 模型评价指标

根据表2的混淆矩阵变量,本文采用准确率A_c和综合指标F₁这两个指标来评价模型的分类效果。在表2中,T_P为真实类别是正类,并且模型识别的结果也是正类的样本数;F_N为样本的真实类别是正类,但是模型识别的结果为负类;F_P为真实类别是负类,但是模型识别的结果为正类的样本数;T_N为真实类别是负类,并且模型识别的结果也是负类的样本数。

表2 混淆矩阵变量

Table 2 Confusion matrix variables

实际样本	预测样本	
	稳定	不稳定
稳定	T _P	F _N
不稳定	F _P	T _N

$$A_c = \frac{T_P + T_N}{T_P + F_P + F_N + T_N} \times 100\% \quad (9)$$

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P} \times 100\% \quad (10)$$

$$R = \frac{T_P}{T_P + F_N} \times 100\% \quad (11)$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P + R} \times 100\% \quad (12)$$

式(9)~(12)中,A_c为指样本具有正确分类结果的百分比;F₁为精确度P和召回率R之间的谐波平均值,与A_c相比,F₁能更客观地衡量分类性能。

A_c和F₁越高,模型的整体分类学习性能越好。

4.2 分类器在不同场景中的性能

为测试不同分类器在各个场景中的评估性能,设置了2组测试。

1) 测试1:在相同场景中进行训练和测试。

2) 测试2:在不同场景中进行训练和测试。

采用RF,CNN,ELM与MPDRF进行性能对比。其中,RF设置集成100棵树,其余参数均为默认值;CNN采用默认参数;ELM采用3层结构,其隐藏层神经元数为100,训练算法采用Adam算法;MPDRF设置集成100棵树,其余参数为默认值。测试1的所得结果分别见表3、4;测试2的所得结果分别如图5、6所示。

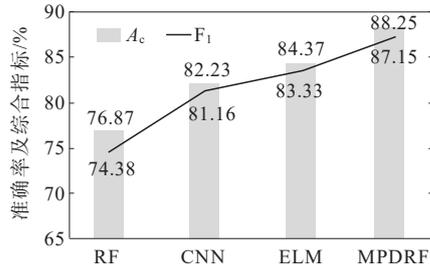
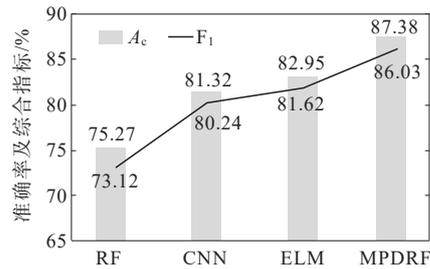
表3 在相同场景中进行训练和测试的A_c

Table 3 A_c for training and testing in the same scenario %

数据集	RF	CNN	ELM	MPDRF
D	97.21	98.54	98.62	98.86
D ₁	97.62	98.39	98.33	98.78
D ₂	97.46	98.65	98.67	98.91

表 4 在相同场景中进行训练和测试的 F_1 Table 4 F_1 for training and testing in the same scenario %

数据集	RF	CNN	ELM	MPDRF
D	96.53	97.65	98.13	98.43
D_1	96.24	97.21	97.96	98.26
D_2	96.47	97.62	98.18	98.52

图 5 在 D_1 上进行测试的结果Figure 5 Results of testing on D_1 图 6 在 D_2 上进行测试的结果Figure 6 Results of testing on D_2

由表 3、4 可知,使用相同场景下的训练集和测试集进行模型训练测试时,所有的分类器都表现出了令人满意的精度。其中,MPDRF 在 3 个场景中的表现最好。这说明在系统运行工况变化不大的情况下,MPDRF 具有适应 $N-2$ 故障和负荷波动的能力。

在图 5、6 中,各个分类器先使用 D 中的训练集进行训练;再分别在 D_1 和 D_2 的测试集上进行测试。从图 5、6 中可以看出,当拓扑和功率输出发生巨大变化时,所有分类器的性能都会发生显著降低。其中,MPDRF 的下降程度最为轻微。但尽管 MPDRF 在这 2 种新场景下的测试分别达到了 88.25% 和 87.38% 的最高准确率,仍不能满足实际运行的要求。因此,需要根据新的运行工况,使用新的样本进行模型更新。

4.3 执行模型更新机制

为验证本文所提出的结合更新机制的电力系统暂态稳定评估方法的性能,设置不同的训练和测试方案,具体情况见表 5。在不同方案中,结合了更新机制的 MPDRF 评估准确度如图 7 所示。

从图 7 中可以看出,结合了更新机制的 MPDRF

评估模型对这 6 种方案都进行了正确的评估,且其准确率与表 3 中在相同场景中进行训练和测试的准确率几乎相等。这表明本文所提出的结合更新机制的电力系统暂态稳定评估方法对于较大的运行工况变化具有很强的适应能力,评估性能较好。

表 5 不同的训练和测试情景

Table 5 Different training and test scenarios

方案	训练集	测试集
1	D	$D-D_1$
2	D	$D-D_2$
3	D_1	$D-D_1$
4	D_1	$D-D_2$
5	D_2	$D-D_1$
6	D_2	$D-D_2$

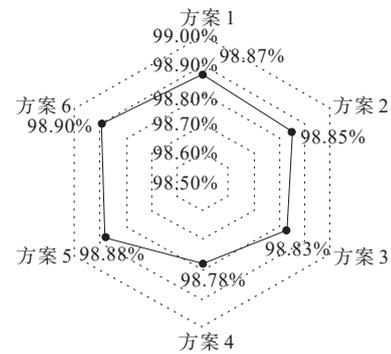


图 7 结合更新机制的 MPDRF 在不同情境中的准确度

Figure 7 Accuracy of MPDRF combined with update mechanism in different scenarios

4.4 在新场景中的性能

在已有场景与数据集的基础上,再生成 9 个场景与数据集 D_3 、 D_4 、 D_5 、 D_6 、 D_7 、 D_8 、 D_9 、 D_{10} 、 D_{11} ,对结合了更新机制的 MPDRF 模型进行新场景测试。新增的这 9 个场景与数据集的详细配置见表 6,并在图 5 中标注部分场景。新场景下的测试结果如图 8 所示。

表 6 新增数据集

Table 6 New data sets

数据集	场景	训练数据个数	测试数据个数
D_3	线路 25-26 和线路 17-18 断开	2 500	1 000
D_4	线路 5-6 和线路 23-24 断开	2 500	1 000
D_5	发电机 G3 和发电机 G7 断开	2 500	1 000
D_6	线路 16-21、19-20 和发电机 G10 断开	2 500	1 000
D_7	数据缺失百分比 5%	2 500	1 000
D_8	数据缺失百分比 20%	2 500	1 000
D_9	发电机有功分布为 85%~115%	2 500	1 000
D_{10}	发电机有功分布为 75%~125%	2 500	1 000
D_{11}	谷值负荷至峰值负荷 80%~140%	2 500	1 000

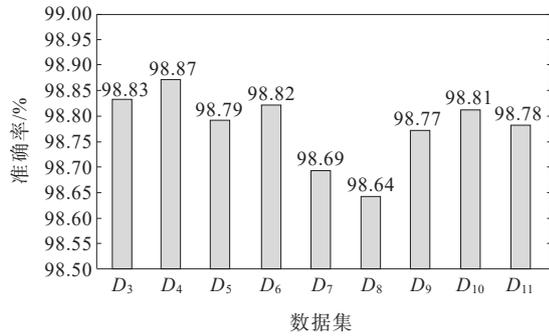


图8 新场景下的测试结果

Figure 8 Test results in the new scenario

从图8中可以看出,结合了更新机制的MPDRF模型在新的9个场景下的评估结果准确率依旧在原始拓扑场景下的评估结果准确率附近波动。这表明所提出方法鲁棒性强、泛化性好。所提出的模型更新机制也起到了良好的模型更新效果。

表7 添加随机噪声的测试准确率

Table 7 The accuracy results of tests in the presence of random noise

方案	不同数据集的测试准确率/%											
	D	D ₁	D ₂	D ₃	D ₄	D ₅	D ₆	D ₇	D ₈	D ₉	D ₁₀	D ₁₁
7	95.67	95.43	95.58	95.26	95.62	95.59	95.47	95.42	95.37	95.68	95.34	95.42
8	97.88	98.04	97.95	97.83	97.87	97.98	97.81	97.64	97.58	97.74	97.71	97.67

5 结语

为解决电力系统运行受到较大扰动发生工况变化时评估模型难以及时应对的问题,本文提出了一种模型更新机制,按照不同条件对模型进行更新。并在新英格兰10机39节点系统上对所提出的评估方法进行了相关仿真分析。得出以下主要结论:

1) 与基于传统的机器学习方法相比,基于多面近端支持向量机的斜双随机森林模型综合了DRF的优点和几何类分布特征,有效提高了基础模型的多样性,使模型具有较好的泛化性能和评估精度,此外,由于MPDRF训练的树少而深,该模型有效提升了数据训练速度。

2) 所提出模型的更新机制能够根据不同的情况来判断模型是否进行更新,提高了模型的更新效率。通过持续执行模型更新机制,不断添加新的实时数据训练的新树,可以实现在已经学习到的任何系统运行工况下对电力系统进行暂态稳定评估。

3) 在新英格兰10机39节点系统上的测试表

4.5 数据噪声的影响

在电力系统的实际运行中,发送到服务器的相量测量单元(phasor measurement unit, PMU)数据中可能存在一定的数据噪声。一般情况下,根据IEEE标准,PMU的测量误差需要控制在1%以下^[29]。为模拟更实际的数据环境,考虑在数据集中添加随机高斯白噪声,噪声水平设置为0.01%。测试中设置了2种方案。

1) 方案7:只在测试集中添加噪声。

2) 方案8:训练集和测试集都加入噪声。

该测试准确率结果见表7。由表7可知,数据噪声对MPDRF模型的评估精度有负面影响,但数据噪声导致的性能下降仍在可接受范围内。由于使用存在噪声的训练集训练评估模型可以使模型对部分噪声数据产生识别剔除,便生成的模型具备一定的抗干扰能力,因此场景2的评估准确率高场景1的。

明,结合了更新机制的MPDRF评估模型对于系统大的运行工况变化具有很强的适应能力,对于数据噪声具有一定的鲁棒性,评估性能优秀。

本文将基于多面近端支持向量机的斜双随机森林方法应用于电力系统TSA问题,该方法结合模型更新机制,能够实现系统在不同运行工况下快速得到可靠的TSA,即使在干扰场景下该模型仍具有满意的性能。但是,在实际电力系统中,利用该方法实现准确TSA依赖于大量实时采集的PMU数据。由于多种外界因素干扰,采集数据的质量可能难以得到保证,这会影响该方法的分类效果。如何有效提高数据质量,实现复杂压力环境下准确可靠的TSA将是后续研究内容的重点。

参考文献:

- [1] 鞠平,姜婷玉,黄桦.浅论新型电力系统的“三自”性质[J].中电机工程学报,2023,43(7):2598-2608.
JU Ping,JIANG Tingyu,HUANG Hua. Brief discussion on the “three-self” nature of the new power system[J]. Proceedings of the CSEE,2023,43(7):2598-2608.
- [2] 张亮,安军,周毅博.基于时间卷积和图注意力网络的电力系统暂态稳定评估[J].电力系统自动化,2023,47(7):

- 114-122.
- ZHANG Liang, AN Jun, ZHOU Yibo. Transient stability assessment of power system based on temporal convolution and graph attention network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(7): 114-122.
- [3] 韩圣泽. 暂态电压稳定评估方法综述[J]. 电工技术, 2023(4): 166-170.
- HAN Shengze. Survey of transient voltage stability evaluation methods[J]. Electric Engineering, 2023(4): 166-170.
- [4] 武宇翔, 韩肖清, 牛哲文, 等. 基于变权重随机森林的暂态稳定评估方法及其可解释性分析[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(14): 93-104.
- WU Yuxiang, HAN Xiaoqing, NIU Zhewen, et al. Transient stability assessment method based on variable weight random forest and its interpretability analysis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(14): 93-104.
- [5] 王晓晖, 黄阮明, 李灏恩, 等. 基于瞬态能量函数法的电力系统暂态稳定性分析[J]. 电工技术, 2023(7): 72-74.
- WANG Xiaohui, HUANG Ruanming, LI Haoen, et al. Transient stability analysis of power system based on transient energy function method[J]. Electric Engineering, 2023(7): 72-74.
- [6] 刘颂凯, 袁铭洋, 杨超, 等. 基于 XGBoost 和 ASPSO 的电力系统暂态稳定预防控制方法[J]. 电网与清洁能源, 2023, 39(10): 9-18.
- LIU Songkai, YUAN Mingyang, YANG Chao, et al. A transient stability preventive control method of power systems based on XGBoost and ASPSO[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(10): 9-18.
- [7] 李永康, 刘宝柱, 胡俊杰. 基于数据驱动与时域仿真融合的电力系统暂态稳定快速评估[J]. 电网技术, 2023, 47(11): 4386-4396.
- LI Yongkang, LIU Baozhu, HU Junjie. Rapid assessment of transient stability of power system based on data-driven and time-domain simulation[J]. Power Grid Technology, 2023, 47(11): 4386-4396.
- [8] 高发骏, 王怀远, 党然. 基于 Transformer 的暂态稳定评估模型的可解释性分析与模型更新研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(17): 15-25.
- GAO Fajun, WANG Huaiyuan, DANG Ran. Interpretability analysis and model update research of a transient stability assessment model based on Transformer[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(17): 15-25.
- [9] 童晓阳, 叶圣永. 数据挖掘在电力系统暂态稳定评估中的应用综述[J]. 电网技术, 2009, 33(20): 88-93.
- TONG Xiaoyang, YE Shengyong. A survey on application of data mining in transient stability assessment of power system[J]. Power System Technology, 2009, 33(20): 88-93.
- [10] 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+315.
- TANG Yi, CUI Han, LI Feng, et al. Review on artificial intelligence in power system transient stability analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(1): 2-13+315.
- [11] 张钢, 邓贤哲, 马晓伟, 等. 基于广域测量信息的物理-数据融合频率偏差极值在线预测[J]. 电力建设, 2023, 44(8): 1-12.
- ZHANG Gang, DENG Xianzhe, MA Xiaowei, et al. Online prediction of extreme deviation of physical-data fusion frequency based on wide-area measurements[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(8): 1-12.
- [12] 陈康, 王泽, 郭永吉. 基于 grcForest 模型的风电并网系统暂态电压稳定评估[J]. 智慧电力, 2023, 51(1): 31-37.
- CHEN Kang, WANG Ze, GUO Yongji. Transient voltage stability assessment of wind power grid-connected system based on grcForest model[J]. Smart Power, 2023, 51(1): 31-37.
- [13] 季佳伸, 吴俊勇, 王彦博, 等. 基于深度残差网络的电力系统暂态电压稳定评估[J]. 电网技术, 2022, 46(7): 2500-2511.
- JI Jiashen, WU Junyong, WANG Yanbo, et al. Power system transient voltage stability assessment based on deep residual network[J]. Power System Technology, 2022, 46(7): 2500-2511.
- [14] 刘科研, 詹惠瑜, 谭云耀, 等. 基于改进极限学习机的配电网高阻接地故障检测方案[J]. 电网技术, 2023, 47(5): 1886-1899.
- LIU Keyan, ZHAN Huiyu, TAN Yunyao, et al. High impedance grounding fault detection in distribution network based on improved extreme learning machine[J]. Power System Technology, 2023, 47(5): 1886-1899.
- [15] 胡一鸣, 史鸿飞, 张玉龙, 等. 基于行波全景故障特征自辨识的高阻接地故障检测方法[J]. 供用电, 2023, 40(4): 39-46+54.
- HU Yiming, SHI Hongfei, ZHANG Yulong, et al. High impedance fault detection method based on traveling wave full waveform fault characteristics self-identification[J]. Distribution & Utilization, 2023, 40(4): 39-46+54.
- [16] 刘建锋, 姚晨曦, 陈乐乐. 基于门控时空图神经网络的电力系统暂态稳定评估[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(2): 214-223.
- LIU Jianfeng, YAO Chenxi, CHEN Lele. Power system transient stability assessment based on gating spatial temporal graph neural network[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(2): 214-223.
- [17] ZHOU X M, GUAN X, SUN D, et al. Transient stability

- assessment based on gated graph neural network with imbalanced data in Internet of energy[J].IEEE Internet of Things Journal,2022,9(12):9320-9331.
- [18] WU S, ZHENG L, HU W, et al. Improved deep belief network and model interpretation method for power system transient stability assessment[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2020, 8(1): 27-37.
- [19] 刘书池,刘颂凯,张磊,等.考虑样本不平衡的电力系统鲁棒暂态稳定评估[J].智慧电力,2022,50(7):16-22+73.
LIU Shuchi, LIU Songkai, ZHANG Lei, et al. Robust transient stability assessment of power system considering sample imbalance[J]. Smart Power, 2022, 50(7):16-22+73.
- [20] 李楠,张家恒.基于XGboost-DF的电力系统暂态稳定评估方法[J].电测与仪表,2024,61(10):119-127.
LI Nan, ZHANG Jiaheng. A transient stability assessment method of power system based on XGboost-DF[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(10): 119-127.
- [21] LIU S K, LIU L H, FAN Y P, et al. An integrated scheme for online dynamic security assessment based on partial mutual information and iterated random forest[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(4): 3606-3619.
- [22] MANGASARIAN O L, WILD E W. Multisurface proximal support vector machine classification via generalized eigenvalues[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(1): 69-74.
- [23] GANAIE M A, TANVEER M, SUGANTHAN P N, et al. Oblique and rotation double random forest[J]. Neural Networks, 2022, 153: 496-517.
- [24] HAN S, KIM H, LEE Y S. Double random forest[J]. Machine Learning, 2020, 109(8): 1569-1586.
- [25] BUCCINI A, DONATELLI M, REICHEL L. Iterated Tikhonov regularization with a general penalty term[J]. Numerical Linear Algebra with Applications, 2017, 24(4): e2089.
- [26] 周生存,罗毅,易焯承,等.基于边界强化混合采样的两阶段电力系统暂态稳定评估[J].电力自动化设备,2024, 44(4):143-150.
ZHOU Shengcun, LUO Yi, YI Xuancheng, et al. Two-stage transient stability assessment of power system based on boundary enhanced hybrid sampling[J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(4): 143-150.
- [27] 马成廉,张牧,刘洪波,等.基于振荡中心迁移的风机并网后电力系统暂态稳定耦合分析[J].电网与清洁能源, 2024, 40(12):102-110.
MA Chenglian, ZHANG Mi, LIU Hongbo, et al. A coupling analysis of transient stability of power system with grid-connected wind power based on oscillation center transfer[J]. Power System and Clean Energy, 2024, 40(12): 102-110.
- [28] 韩天森,陈金富,李银红,等.电力系统稳定评估机器学习可解释代理模型研究[J].中国电机工程学报,2020, 40(13):4122-4131.
HAN Tiansen, CHEN Jinfu, LI Yinhong, et al. Study on interpretable surrogate model for power system stability evaluation machine learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(13): 4122-4131.
- [29] AL-MASRI A N, AB KADIR M Z A, HIZAM H, et al. A novel implementation for generator rotor angle stability prediction using an adaptive artificial neural network application for dynamic security assessment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(3): 2516-2525.