

基于智能增强的直流受端系统暂态电压稳定多二元表评估方法

刘洋¹, 朱益华^{2,3,4}, 伍双喜¹, 朱誉¹, 罗超^{2,3,5}

(1. 广东电网有限责任公司电力调度控制中心, 广州 510600; 2. 直流输电技术全国重点实验室(南方电网科学研究院), 广州 510663; 3. 国家能源大电网技术研发(实验)中心, 广州 510663; 4. 广东省新能源电力系统智能运行与控制企业重点实验室, 广州 510663; 5. 中国南方电网公司电网仿真重点实验室, 广州 510663)

摘要: 随着远距离大容量高压直流输电规模的不断增加, 直流受端系统的暂态电压稳定性问题日趋严峻。量测技术与人工智能的迅速发展为解决直流受端系统的暂态电压评估问题提供了新思路。为此提出了一种基于智能增强的多二元表法来评估直流系统暂态电压。首先, 通过提取直流系统暂态时序特征并利用 ReliefF 法进行特征降维。然后利用反向传播(back propagation, BP)神经网络对暂态电压稳定裕度指标进行回归拟合, 采用改进粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法求解多二元表积分权值。最后, 搭建了电压崩溃模型并进行仿真验证。结果表明, 所提智能增强的多二元表暂态电压评估方法对直流受端系统具有较好的准确性和适应性, 具有在线应用的潜力。

关键词: 直流受端系统; 暂态电压稳定; 时序特征; 多二元表法

Transient Voltage Stability Evaluating Method with Multi-Binary Tables for DC Receiving-End System Based on Intelligent Enhancement

LIU Yang¹, ZHU Yihua^{2,3,4}, WU Shuangxi¹, ZHU Yu¹, LUO Chao^{2,3,5}

(1. Electric Power Dispatching and Control Center of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510600, China; 2. State Key Laboratory of HVDC, Electric Power Research Institute, CSG, Guangzhou 510663, China; 3. National Energy Power Grid Technology R&D Centre, Guangzhou 510663, China; 4. Guangdong Provincial Key Laboratory of Intelligent Operation and Control for New Energy Power System, Guangzhou 510663, China; 5. Key Laboratory for Power System Simulation, Electric Power Research Institute, CSG, Guangzhou 510663, China)

Abstract: With the increasing scale of long-distance and large-capacity HVDC transmission, the problem of transient voltage stability of DC receiving-end system is becoming more and more serious. The rapid development of measurement technology and artificial intelligence provides a new idea for solving the transient voltage assessment problem of DC receiving-end system. Therefore, this paper proposes a multi-binary table method based on intelligent enhancement to evaluate the transient voltage of DC system. Firstly, the feature dimension is reduced by extracting the transient time series features of the DC system and using the ReliefF method. Then, the back propagation (BP) neural network is used to perform regression fitting on the transient voltage stability margin index, and the improved particle swarm optimization (PSO) algorithm is used to solve the multi-binary table integral weights. Finally, a voltage collapse model is built and verified by simulation. The results show that the proposed intelligent enhanced multi-binary table transient voltage assessment method has good accuracy and adaptability to the DC receiving-end system, and has the potential for online application.

Key words: DC receiving-end system; transient voltage stability; time series characteristics; multi-binary table method

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2021YFB2400905); 中国南方电网有限责任公司科技项目(GDKJXM20220335)。

Foundation item: Supported by the National Key Research and Development Program of China (2021YFB2400905); the Science and Technology Project of China Southern Power Grid Co., Ltd.(GDKJXM20220335).

0 引言

随着“双碳”目标的不断推进,电力系统发展呈现新的态势:电网规模增加且结构复杂,电力电子化趋势愈加显著,增加了系统暂态电压失稳的风险^[1-3]。直流输电系统作为目前主要的远距离大容量输电方式,其暂态电压问题不容忽视^[4-5]。在直流受端系统发生故障时,如果受端系统电压支撑能力不足直流系统可能会发生换相失败,进一步可导致直流闭锁、新能源脱网等一系列重大事故^[6-7]。

现有的暂态电压评估方法主要分为三大类。1) 基于系统电压失稳机理方法,文献[8]基于稳态时感应电机的转矩平衡关系将临界失稳滑差所对应的恢复电压作为电压失稳判据。文献[9]基于负荷变化时支路电压、电流和功率的变化规律提出了广域支路响应的暂态电压评估方法。此类方法具有明确的物理机理,能够揭示电压失稳原理,但随着电力系统网络复杂程度的增加而受到限制。2) 根据工程经验的评估方法,这类方法往往通过对实测电压响应数据进行一系列数值计算,并通过设置对应阈值来达到暂态电压评估的目的。文献[10]根据电压暂降指标实现了对全网母线电压稳定的评估。文献[11]通过对不同电压跌落赋予不同的权值,提出了多二元表暂态电压评估指标。此类方法是对电压进行定性分析,难以用于在线评估。3) 基于实测数据和人工智能的评估方法,随着同步相量测量装置(phasor measurement unit, PMU)的普及以及大数据人工智能算法的快速发展,为暂态电压稳定评估提供了新思路。文献[12-14]通过对电压轨迹簇进行几何属性特征提取并用于暂态电压稳定预测。文献[15-17]利用系统有功功率、无功功率、电压和功角等电气量作为模型的输入量,并分别采用支持向量机(support vector machine, SVM)、人工神经网络(artificial neural network, ANN)和卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)等智能方法对暂态电压进行评估。此类方法利用的是稳态或暂态期间某一时间断面的电气量作为输入量,而实际系统的暂态响应复杂多变,在时间和空间上具有明显差异。因此,仅凭单一时刻的特征量难以准确度量整个系统的动态演化过程,为此许多学者对暂态过程中的时序响应进行特征提取。文献[18]基于一种改进的Relief算法对时序数据进行特征提取,并

结合二进制蝗虫优化算法对特征进行进一步降维。文献[19]将故障前、故障发生时和故障切除时刻的电气量和物理量作为训练模型的输入。文献[20-22]利用滑动时窗法提取故障前和故障后的时序信息构成异构组合样本,结合多次判断机制实现了对暂态电压稳定的评估。

上述研究方法中,基于传统的机理研究方法具有较强的可解释性,但难以满足智能电网实时评估的要求,而人工智能方法则可以弥补传统方法在线评估的不足。因此,本文利用人工智能方法对传统方法进行增强融合,提出了一种基于智能增强的改进多二元表暂态电压评估方法。首先,通过特征选择方法筛选出与暂态电压稳定性相关性较高的关键特征量。然后利用BP神经网络算法对时序关键响应特征量与暂态电压稳定裕度进行回归拟合,得到关键响应特征量和稳定性裕度之间的映射关系。之后利用改进PSO算法求解改进多二元表积分权值。最后搭建电压崩溃算例并进行验证。

1 直流受端系统暂态电压影响因素

直流系统暂态电压稳定性影响因素较多,如何从海量数据中提取最有效的关键特征是保证评估准确的基础。系统的无功支撑能力、直流系统的接入比例、控制方式和感应电机负荷水平等均对直流系统暂态电压稳定性有着重要影响。

交直流系统的有功-无功功率交互作用与直流系统暂态电压稳定性密切相关。交直流系统发生严重故障后,直流系统电压恢复会吸收大量无功功率,需要系统具备较强的无功支撑能力,如果系统电压支撑能力不足,系统一旦发生功率失衡将会导致电压恢复缓慢、持续低电压,更严重的甚至会发生电压崩溃等重大事故。此外直流系统电压失稳时,其附近线路往往存在大量功率缺额。尤其在直流落点位于负荷中心时,由于感应电机的负荷特性,当暂态过程中感应电机运行滑差超过临界值时将吸收大量的视在功率,进一步降低直流系统暂态电压稳定性。因此交直流系统的有功无功功率变化可以间接地反映系统暂态电压稳定性。

另外,直流系统的控制方式对暂态电压影响也较大,直流系统在暂态过程中,其逆变侧低压限流控制(voltage dependent current order limiter, VDCOL)通过减小直流电流来降低故障过程中的无

功功率损耗,当故障结束时再缓慢增大直流电流,使电压逐渐恢复。现有研究表明,适当减小 VDCOL 控制的最小电流限制值 $I_{\min}$,增大电压跌落阈值 U_{dl} 和电压恢复阈值 U_{dh} 有利于直流系统暂态电压的恢复。

电力系统受扰后,交直流系统的暂态响应包含许多与暂态电压稳定相关信息,可以利用这些信息对暂态电压稳定进行预测评估。但对于复杂的电力系统,其故障后电气量的信息维数过高,如果不进行降维将会导致维数灾难,同时这些特征可能存在高度线性相关,会导致模型过拟合。因此需要对其进行降维处理,选取与系统暂态电压稳定性关联较高的响应特征。

评估模型的输入特征需要能够全面反映系统的运行状态,现有研究中多以系统的出力、负荷运行状态(有功功率、无功功率)、节点电压等作为输入特征^[14-16]。本文以直流系统为研究对象,将直流系统控制部分的响应信息以及直流系统受端系统的有功和无功功率作为初始特征量,具体特征量如表 1 所示。根据特征所属系统层次可分为直流特征、母线特征和支路特征。

表 1 初始输入特征表

Tab. 1 Initial input features table

特征属性	特征编号	特征描述
直流系统	TZ1—TZ2	输送有功功率、无功功率
	TZ3—TZ4	整流侧、逆变侧触发延迟角
	TZ5	直流电流
	TZ6—TZ7	整流侧、逆变侧直流电压
	TZ8—TZ9	整流侧、逆变侧熄弧角
	TZ10—TZ11	整流侧、逆变侧换相角
直流受端系统母线	TZ12—TZk	有功、无功负荷
直流受端系统支路	TZk+1—TZn	有功、无功功率

由于电力系统中节点众多,为减少模型训练的时间,上述特征需要进行进一步的降维处理,从而得到与暂态电压稳定性相关性强的关键特征。本文采用 ReliefF 特征降维方法,其原理为:假设一个样本 x 有 n 个特征, x 由 n 维向量 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 组成; S 为样本对应的标签,用 S_1 和 S_0 表示稳定和失稳。首先赋予每个特征初始权重 $W=0$,然后通过随机选取一个样本 x_r ,在每个标签类别中找到与 x_r 最近的 k 个样本 x_q ,并计算每个近邻 x_q 与 x_r 之间的距离,记为 $D(x_r, x_q)$ 。将与 x_r 属于同一类别 x_q 的距离

$D(x_r, x_q)$ 称为猜中近邻,否则称为猜错近邻。在每次迭代中按照式(1)不断更新每个特征的权值 W 。

$$W = \begin{cases} W - \frac{D(x_r, x_q)^2}{m}, S_{xr} = S_{xq} \\ W + \frac{p_{y_q}}{1 - p_{y_r}} \frac{D(x_r, x_q)^2}{m}, S_{xr} \neq S_{xq} \end{cases} \quad (1)$$

式中: W 为特征权值; m 为迭代数量; p_{y_r} 为 x_r 所属类别的先验概率; p_{y_q} 为 x_q 所属类别的先验概率; S_{xr} 为样本 x_r 对应的标签; S_{xq} 为样本 x_q 对应的标签。对于归一化后的连续值变量, $D(x_r, x_q)$ 由式(2)求得。

$$D(x_r, x_q) = |x_r - x_q| \quad (2)$$

在进行 m 次迭代后,将各个特征的权重与阈值进行比较,进而筛选出与暂态电压稳定相关性较强的特征量。

2 基于数据驱动的暂态电压评估方法

2.1 现有暂态电压评估方法

目前对于暂态电压稳定的评估方法中应用较多的为依据工程经验所得到的暂态电压跌落可接受性实用判据。文献[23]所提出的多二元表法通过对不同电压跌落程度赋予不同的权值得到了可以量化暂态电压稳定裕度的指标,如式(3)所示。

$$\eta = 1 - K_1 \int_{t_0}^{t_1} (U_1 - U(t)) dt - K_2 \int_{t_1}^{t_2} (U_2 - U(t)) dt - \dots - K_n \int_{t_{n-1}}^{t_n} (U_n - U(t)) dt \quad (3)$$

式中: η 为电压稳定裕度指标, η 小于 0 时电压失稳; $U_1, \dots, U_n$ 分别为不同电压参考值; $U(t)$ 为母线在 t 时刻的电压值; $K_1, \dots, K_n$ 分别为不同电压跌落区间的积分权重系数; $t_0, \dots, t_n$ 分别为分隔不同区间的时刻,其中 t_0 为故障结束时刻。

式(3)将电压恢复过程分割为多个二元表区间,能够更合理地区分不同电压稳定程度。其中多二元表的权重系数如表 2 所示。

表 2 多二元表区间和积分权值

Tab. 2 Multiple binary table intervals and integral weights

二元表区间	(0.90, 60)	(0.80, 10)	(0.75, 1)	(0.65, 0.1)
积分权值 K_i	0.333	0.555 6	4.5	30

多二元表法能够量化暂态电压稳定性,但此方法仅能对暂态低电压进行评估,因此文献[24]提出了暂态电压综合评估指标。

$$\left\{ \begin{aligned}
 \eta &= \eta_L \left(\frac{1}{2} \sigma(1 - \eta_L) + \sigma(\eta_L - 1) \right) + \\
 &\quad \eta_H \left(\frac{1}{2} \sigma(1 - \eta_H) + \sigma(\eta_H - 1) \right) \\
 \eta_L &= \sum_{k=1}^{n-1} K_{Lk} \int_{t_{Lk}}^{t_{Lk+1}} (U_N - U(t)) dt + \\
 &\quad K_{L_n} \int_{t_{L_n}}^{t'_{L_n}} (U_N - U(t)) dt + \\
 &\quad \sum_{k=1}^{n-1} K_{Lk} \int_{t'_{Lk+1}}^{t'_{Lk}} (U_N - U(t)) dt \\
 \eta_H &= \sum_{k=1}^{n-1} K_{Hk} \int_{t_{Hk}}^{t_{Hk+1}} (U(t) - U_N) dt + \\
 &\quad K_{H_n} \int_{t_{H_n}}^{t'_{H_n}} (U(t) - U_N) dt + \\
 &\quad \sum_{k=1}^{n-1} K_{Hk} \int_{t'_{Hk+1}}^{t'_{Hk}} (U(t) - U_N) dt
 \end{aligned} \right. \quad (4)$$

式中: η_L 、 η_H 分别为暂态低电压和暂态过电压评估指标; K_{Lk} , K_{Hk} , $\dots$, K_{L_n} , K_{H_n} 分别为不同电压区间的积分权重系数; t 为故障清除时刻, 为积分计算起点; U_N 为额定电压; n 为划分电压区间数量; t_{Lk} 、 t_{Hk} 、 t_{L_n} 、 t_{H_n} 和 t'_{Lk} 、 t'_{Hk} 、 t'_{L_n} 、 t'_{H_n} 分别为不同电压区间的起始和终结时刻。

为了能够同时评估暂态低电压和暂态过电压, 引入阶跃因子 $\sigma(t)$ 。

$$\sigma(t) = \frac{1}{1 + e^{-\omega t}} \quad (5)$$

式中 ω 为峰度参数, 表征函数的陡峭程度, 本文参考文献[23]取 1 000。

由式(6)可知, $\sigma(t)$ 有如下特性: 当 $t \geq 0$ 时, $\sigma(t) = 1$, 当 $t < 0$ 时, $\sigma(t) = 0$ 。因此, 可以将 η_L 、 η_H 合并, 并且满足 η 在 $[0, 1]$ 之间稳定, 当 η 大于 1 时电压失稳。

通过对电压偏离额定值的面积进行积分的方法可以对暂态电压稳定性进行量化, 暂态电压低于或高于额定值越大, 对应积分值越大, 表明暂态电压稳定性越差。此类方法被广泛用于量化暂态电压的稳定性程度, 文献[25]利用二元表法对生成的数据进行样本标记。文献[26]利用二元表指标为 VDCOL 参数优化提供暂态电压稳定性评估依据。但该方法需要实时监测故障期间的电压, 不能在电压失稳之前给出相应评估判断, 难以用于在线评估。

2.2 基于数据驱动的暂态电压评估方法

为实现对直流受端系统暂态电压稳定性的在线

评估, 本文基于人工智能算法强大的数据计算分析能力, 并对多二元表法进行改进, 提出了基于智能增强的直流受端系统多二元表暂态电压稳定在线评估方法。

基于多二元表为不同电压跌落区间赋予不同积分权值的原则, 本文为不同暂态电压稳定裕度赋予不同的积分权值, 将稳定性较差的样本赋予较大的权值, 这样可使评估指标快速达到失稳阈值。基于此原则将式(4)中的 η_L 、 η_H 修改为:

$$\left\{ \begin{aligned}
 \eta_L &= \sum_{k=1}^n K_{Lk} \int_{t_{Lk}}^{t_{Lk+1}} (U_N - U(t)) dt \\
 \eta_H &= \sum_{k=1}^n K_{Hk} \int_{t_{Hk}}^{t_{Hk+1}} (U(t) - U_N) dt
 \end{aligned} \right. \quad (6)$$

式中 t_{k+1} 时刻的积分系数可根据 t_k 时刻的时序特征进行修正。

基于智能增强的暂态电压评估方法可分为离线训练和在线应用。具体过程如图 1 所示。

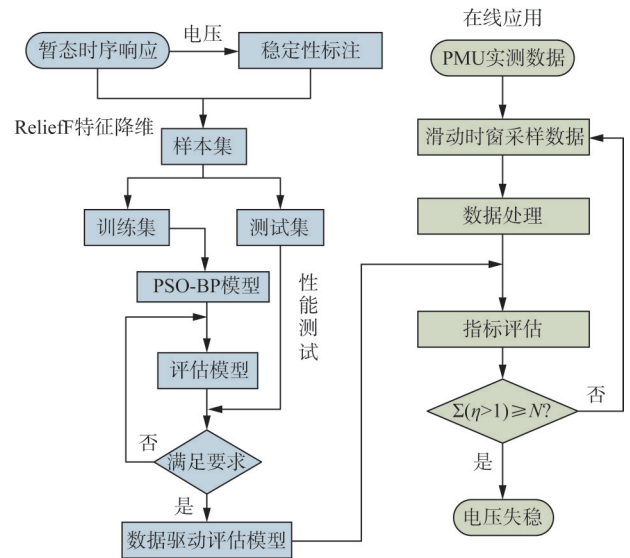


图1 基于数据驱动的暂态电压评估流程

Fig. 1 Transient voltage assessment process based on data-driven

2.2.1 离线训练

离线训练通过设置不同的随机故障产生大量的暂态电压样本集, 并对电压样本进行稳定性标注。然后将样本分为训练集和测试集。在训练集中利用粒子群和BP神经网络算法进行训练模型, 求解出改进二元表的积分权值。将训练好的模型用测试集进行测试, 离线训练好的模型可用于在线应用。

传统多二元表的赋值方法为根据工程经验进行

赋值,但在新的电力系统下要满足电压提前预估需要更加合理的权值选择,因此本文采用改进 PSO 算法求解最优的权值组合。其具体计算过程如图 2 所示。

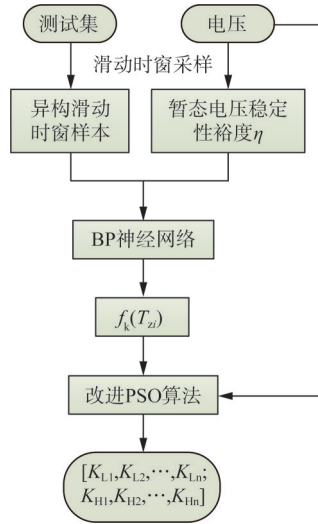


图 2 积分权重计算流程

Fig. 2 Integral weight calculation process

其中 BP 神经网络算法用于初步预测暂态电压稳定性裕度。主要原理为:根据降维后某段时序暂态特征与式(6)计算的暂态电压稳定裕度 η , 通过神经网络得到两者之间的映射关系。之后利用改进 PSO 算法求解出最优权值组合 $[K_{L1}, K_{L2}, \dots, K_{Ln}; K_{H1}, K_{H2}, \dots, K_{Hn}]$ 。普通的粒子群算法容易陷入“早熟”。可通过实时改变不同迭代次数时惯性权重及学习因子的值来避免算法早熟,计算方法如下。

$$\begin{cases} w(k) = \frac{k_{\max} - k}{k_{\max}} (w_{\max} - w_{\min}) + w_{\min} \\ c_2(k) = c_{\max} - (c_{\max} - c_{\min}) \frac{k_{\max} - k}{k_{\max}} \\ c_1(k) = 4 - c_2(k) \end{cases} \quad (7)$$

式中: $w(k)$ 、 $c_1(k)$ 和 $c_2(k)$ 分别为第 k 次迭代时的惯性权重和学习因子; k 为迭代数量; $k_{\max}$ 为最大迭代数量; $w_{\max}$ 和 $w_{\min}$ 分别为惯性权重的最大值和最小值; $c_{\min}$ 和 $c_{\max}$ 分别为 $c_2(\cdot)$ 的最小值和最大值, $0 < c_{\min} < c_{\max} \leq 4$ 。

2.2.2 在线评估

在线评估采用滑动时窗法进行动态评估,通过对前一时窗内暂态数据进行评估,如果指标大于稳定阈值则电压失稳,否则进入下一时窗继续进行评估,直至评估出电压失稳或电压恢复稳定后结束评

估。时窗样本构建采用文献[21]中提出的半固定半滑动的异构样本构造方法:1)当检测到故障发生时启动暂态电压评估方法,为防止误启动可设置启动阈值 ε ,当电压跌落或升高导致的电压偏差超过该阈值时启动评估流程;2)检测到故障发生后,将故障发生时刻 t_1 和故障结束时刻 t_2 的断面暂态响应数据作为时窗的固定部分;3)在故障切除后,每隔一个时刻将 PMU 最后采样的 3 个时刻的暂态响应数据作为时窗滑动部分,与时窗固定部分组成异构评估样本。

将实时采样的数据输入到评估模型,通过评估模型计算出表征暂态电压稳定的指标 η ,当 η 大于 1 时,电压失稳。在实际工程中,往往电压漏判事件更为严重,因此要尽量减小评估模型漏判率。为了增加模型的评估准确率并减小漏判率,可以适当调节评估规则:当 η 大于 1 持续 N 个周波后,评估出电压失稳。为保证评估的快速性,可设置 $N=1$,为保证较高的准确性,可设置 $N>1$ 。

指标 η 不仅可以评估电压稳定与否,还可以量化暂态电压稳定性,当暂态电压稳定性指标较大时可以提前做好预防电压失稳的措施,有利于电压的恢复,根据电压指标的大小可以将电压稳定性作如图 3 划分。

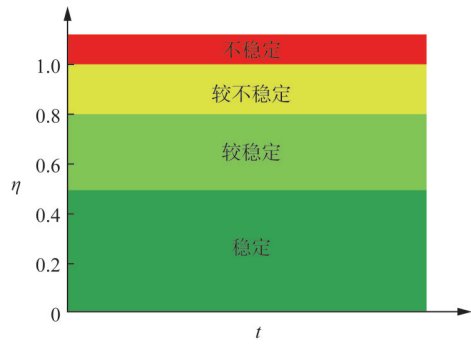


图 3 暂态电压稳定性水平划分示意图

Fig. 3 Sketch diagram of transient voltage stability level division

由图 3 所示,当 $\eta < 0.8$ 时,认为系统较为稳定,当 $0.8 < \eta < 1$ 时,系统面临电压失稳的风险,需要做好电压失稳的预防措施, $\eta > 1$ 时,系统将电压失稳。

2.3 模型评价方法

为更好地评价模型的准确性及有效性,定义模型评价指标^[25]:正确率 P_{ACC} 、漏判率 P_{LA} 和误判率 P_{FA} ,其中漏判率 P_{LA} 表示将失稳样本评估为稳定的

概率,误判率 P_{FA} 表示将稳定样本评估为失稳的概率。即:

$$\begin{cases} P_{ACC} = \frac{T_s + T_{us}}{T_s + F_s + T_{us} + F_{us}} \\ P_{LA} = \frac{F_s}{T_s + F_s + T_{us} + F_{us}} \\ P_{FA} = \frac{F_{us}}{T_s + F_s + T_{us} + F_{us}} \end{cases} \quad (8)$$

式中: T 和 F 分别为预测正确和预测错误的样本数量;下标 s 和 us 分别表示预测为稳定和预测为失稳的样本。

3 算例分析

为验证本文所提方法的有效性,本文参考文献[18, 20]搭建电压崩溃模型进行验证分析。该模型包含一回直流输电系统,输电功率为800 MW,常规能源发电功率为5 660 MW,其中新能源与常规能源装机比例为1:2.62,具体接线图见文献[20],本文主要研究直流近区受端系统的暂态电压稳定问题,因此选取直流近区的电气量作为输入特征,直流系统近区接线示意图如图4所示。

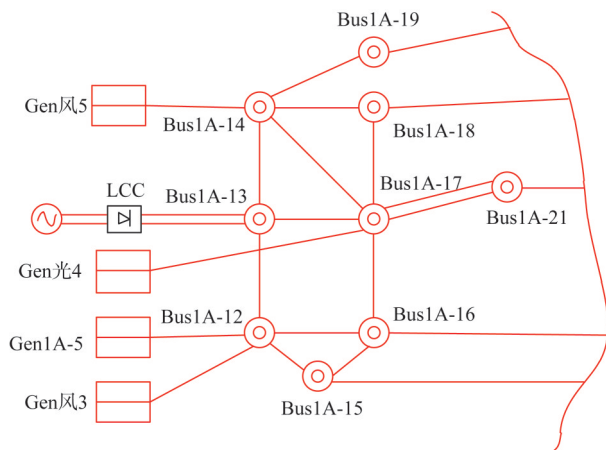


图4 直流系统近区接线示意图

Fig. 4 Near-zone wiring diagram of DC system

3.1 暂态样本构建

以图4所示系统为例,设置随机故障,故障时间在0.06~0.2 s之间变化,同时考虑直流系统控制参数的影响,将直流系统VDCOL控制参数在表3所示范围内随机生成5组,最后生成6 750个暂态电压样本,其中稳定样本4 885个,失稳样本1 865个。记录表1所示的故障后响应特征量及暂态电压形成评估样本集,为后续模型训练和测试提供数据

支撑。

表3 直流系统VDCOL控制参数变化范围

Tab. 3 Variation range of VDCOL control parameters of DC

参数	变化范围
VDCOL的 U_{dH}	0.6~1.2
VDCOL的 U_{dL}	0.1~0.7
VDCOL的 I_{dmin}	0.25~0.85

3.2 ReliefF特征降维

表1特征反映了直流系统暂态过程的动态响应,但其维数过高,需要进一步选择与暂态电压稳定性强相关的关键特征。采用ReliefF算法实现对关键特征的提取,通过计算不同特征与目标值的相关性对各个特征赋予不同的权重系数,将相关性较低的特征量剔除。

为更直观地观察暂态过程中各特征量与暂态电压稳定的相关性,对故障后各个特征量在每一时刻分别进行相关性分析,可以从时间维度上观察各特征值与暂态电压稳定性的相关程度,结果如图5所示。

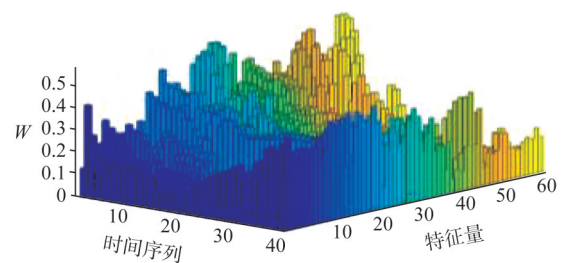


图5 时间断面下各特征量权重示意图

Fig. 5 Weight sketch diagram of various characteristic quantities under the time section

如图5所示,各个特征量在故障开始时刻的权重最高,说明故障开始时刻与暂态电压稳定相关性较强。该阶段可以理解为交直流电网的电压恢复过程,发电设备、直流系统和无功补偿设备在控制作用下补偿电网缺额的功率,不同程度故障下功率缺额不同,因此该阶段信息具有较强的区分能力。随后权重减小,但经过一段时间后权重又开始增加,此阶段为电压稳定与失稳的分界过程,暂态电压稳定性较强的情况下电压能够逐渐恢复到稳态,而无法恢复的则会持续低电压甚至进一步恶化。

计算上述各特征值在观察窗口内的平均权重如

图6所示,可以发现,与暂态电压相关性较高的为受端系统母线的有功、无功负荷和直流系统的控制响应,其次为支路传输的有功功率和无功功率。为选取相关性较高的特征量,本文将权重大于0.25的特征作为关键特征量,最后将特征维数从59维减少为16维,在保证有效信息的同时提高了模型训练的速度,缩短了模型在线更新时间。

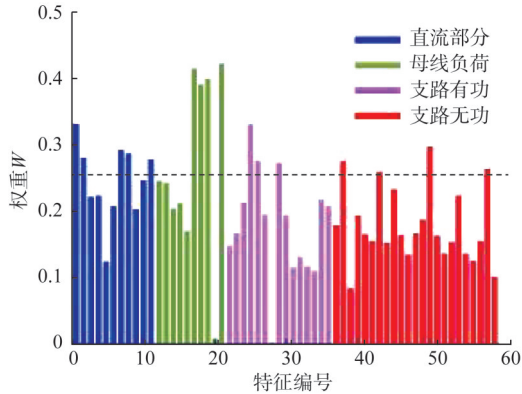


图6 各特征量平均权重示意图

Fig. 6 Average weight diagram of each feature quantity

3.3 暂态电压评估

基于ReliefF求解得到的关键特征量,通过式(4)计算得到暂态电压稳定性裕度 η ,然后利用BP神经网络对其进行回归拟合。之后利用改进的PSO算法对改进多二元表算法的权值进行求解。

由于实际工程中以及仿真样本生成中稳定样本往往远多于失稳样本,因此需要对失稳样本给予更多的关注^[27]。同时实际应用中应尽量避免漏判的发生,因此采用如下的加权适应度函数。

$$F_{\text{fitness}} = \alpha P_{\text{ACC}} + (1 - \alpha) P_{\text{LA}} \quad (9)$$

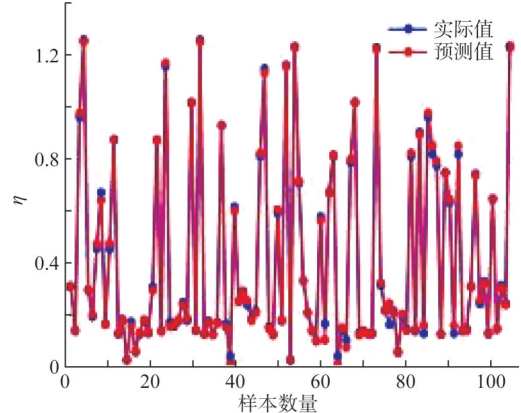
式中: F_{fitness} 为加权适应度函数; α 为权重系数。

利用BP神经网络进行回归和改进PSO算法结果对比如图7所示。

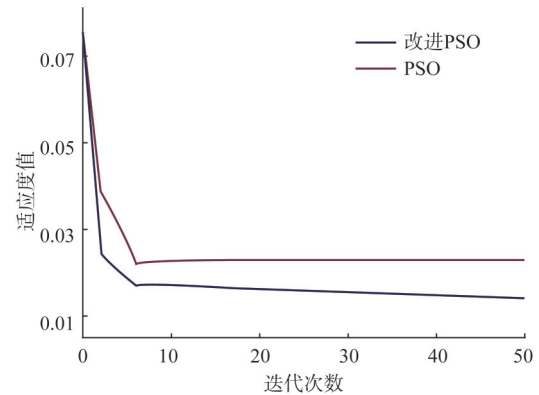
由图7(a)可知BP神经网络的拟合效果较好,可以基于一段时间内的暂态时序特征对暂态电压进行稳定裕度预测。由图7(b)可知改进后的PSO算法收敛速度更快,并且有更小的适应度值。

为验证本文所提方法的有效性,对比传统多二元表与本文方法的评估结果,将上述样本集代入模型进行求解,评估结果如表4所示。

由表4可知,与传统多二元表方法对比,本文方法具有更好的评估效果,同时评估时间最短。传



(a) BP神经网络预测值与实际值对比



(b) PSO算法适应度函数

图7 BP神经网络和PSO算法结果示意图

Fig. 7 Schematic diagram of BP neural network and PSO algorithm results

表4 模型评估结果统计表

Tab. 4 Statistical table of model evaluation results

方法	$\eta > 1$ 持续周波数	准确率 $P_{\text{ACC}}/\%$	漏判率 $P_{\text{LA}}/\%$	误判率 $P_{\text{FA}}/\%$	评估最长 时间/s
多二元表		90.23	1.45	8.32	1.64
本文方法	1	95.87	1.33	2.8	0.16
	3	97.72	0.95	1.33	0.19
	7	97.75	0	2.25	0.29

统的多二元表方法在计算时要根据前一时刻的电压响应进行数值积分,不具备预测评估的能力,而本文所提方法可以通过电压暂态响应的特征在计算过程中通过改变积分权值使指标快速评估出电压失稳样本。同时在不同的评价规则下本文方法的评估效果不同,当采用 $\eta > 1$ 持续1个周波规则时,总体漏判率为1.33%,此时样本中最长评估时间为0.16s,而将评价规则改为较保守的 $\eta > 1$ 持续7个周波时,可以将样本漏判率降为0,此时评估时间

为0.29 s。值得指出的是,这些漏判样本中,通常是介于稳定与失稳之间的临界失稳样本,相较于较严重的电压失稳样本,这些临界样本需要更多的评估时间也是可以接受的。

为进一步验证所提方法对不同类型直流输电系统的适用性,改变图4中直流输电送电比例进行仿真验证,在3种不同直流输电送电比例下的样本情况如表5所示。

表5 暂态仿真结果统计表

Tab. 5 Statistical table of transient simulation results

典型方式	方式1	方式2	方式3
直流受电占负荷比例/%	35	40	46
稳定样本/个	612	599	549
失稳样本/个	238	251	301

由表5可知,其中每个方式的直流受电比例以及新能源发电比例各不相同,可以模拟实际系统在不同工况下的运行条件,更加贴合实际系统。在每个方式中各生成850个电压样本,总计2 550个暂态电压样本。从统计结果中可以发现,直流受电占比越大,电压失稳样本数越多,系统的暂态电压稳定性越弱。

利用本文方法对上述3种方式进行验证,评价规则选取 $\eta > 1$ 持续7个周波时判断电压失稳,最后3种方式下的评估效果如表6所示。

表6 不同直流送电比例下的评估结果统计表

Tab. 6 Statistical table of evaluation results under different DC transmission ratios

典型方式	准确率 $P_{ACC}/\%$	漏判率 $P_{LA}/\%$	误判率 $P_{FA}/\%$	评估最长 时间/s
方式1	97.15	0.09	2.76	0.31
方式2	97.77	0.05	2.18	0.30
方式3	96.84	0.12	3.04	0.33

由表6所示,本文方法在3种方式下的评估准确率均超过95%,漏判率不超过0.2%,误判率小于5%,最长评估时间为0.33 s,说明本文的评估模型对不同的直流受端系统均有较好的适用性和准确性。

4 结语

针对直流受端系统暂态电压稳定评估问题,本文将传统评估指标与智能算法相结合,提出了基于

智能增强的直流受端系统暂态电压多二元表评估方法。基于传统的多二元表指标,通过智能算法对其进行增强,利用PSO算法优化了积分权值,并利用BP神经网络辅助积分权值的选取。该方法的优势在于保留了传统方法的物理机理,同时结合时序响应信息,利用智能算法强大的数据分析计算能力实现了暂态电压的在线评估。最后在搭建的电压崩溃算例以及不同直流输电送电比例下进行了验证。结果表明本文所提的智能增强方法在不同直流系统中具有较好的适应性,为直流系统受端暂态电压稳定在线评估提供了新思路。

参考文献

- [1] 韩肖清,李廷钧,张东霞,等.双碳目标下的新型电力系统规划新问题及关键技术[J].高电压技术,2021,47(9):3036-3046.
HAN Xiaoqing, LI Tingjun, ZHANG Dongxia, et al. New issues and key technologies of new power system planning under double carbon goals [J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(9):3036-3046.
- [2] 和敬涵,罗国敏,程梦晓,等.新一代人工智能在电力系统故障分析及定位中的研究综述[J].中国电机工程学报,2020,40(17):5506-5516.
HE Jinghan, LUO Guomin, CHENG Mengxiao, et al. A research review on application of artificial intelligence in power system fault analysis and location [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(17):5506-5516.
- [3] 赵泽麟,赵晋泉,单瑞卿,等.高压直流受端电网暂态电压安全预防控制方法[J].南方电网技术,2023,17(3):1-9.
ZHAO Zelin, ZHAO Jinqian, SHAN Ruiqing, et al. Transient voltage security preventive control method for HVDC receiving-end power grid [J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(3):1-9.
- [4] 杨堤,程浩忠,姚良忠,等.多端直流输电接入下的交直流混联系统电压稳定性研究综述[J].电网技术,2015,39(8):2201-2209.
YANG Di, CHENG Haozhong, YAO Liangzhong, et al. Research review on AC/DC hybrid system with multi-terminal HVDC [J]. Power System Technology, 2015, 39(8):2201-2209.
- [5] 马进,赵大伟,钱敏慧,等.大规模新能源接入弱同步支撑直流送端电网的运行控制技术综述[J].电网技术,2017,41(10):3112-3120.
MA Jin, ZHAO Dawei, QIAN Minhui, et al. Reviews of control technologies of large-scale renewable energy connected to weakly-synchronized sending-end DC power grid [J]. Power System Technology, 2017, 41(10):3112-3120.
- [6] 朱存浩,马世英,郑超,等.基于广域响应的电力系统暂态失步判据综述[J].电网技术,2022,46(7):2677-2689.
ZHU Cunhao, MA Shiying, ZHENG Chao, et al. Review of transient out-of-step criterion for power systems based on wide area response [J]. Power System Technology, 2022, 46(7):2677-2689.

- [7] 李培平, 周泓宇, 姚伟, 等. 多馈入结构背景下的高压直流输电系统换相失败研究综述[J]. 电网技术, 2022, 46(3): 834–850.
LI Peiping, ZHOU Hongyu, YAO Wei, et al. Review of commutation failure on HVDC transmission system under background of multi-infeed structure [J]. Power System Technology, 2022, 46(3): 834–850.
- [8] 张文朝, 张博, 潘捷, 等. 基于感应电动机网荷互馈特性的暂态电压失稳机理探析[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(7): 8–14.
ZHANG Wenchao, ZHANG Bo, PAN Jie, et al. Mechanism analysis for transient voltage instability based on crossfeed characteristics between power network and load of induction motor [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(7): 8–14.
- [9] 郑超, 孙华东, 杨大业. 基于广域支路响应的暂态电压失稳判据与控制[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(24): 9470–9481.
ZHENG Chao, SUN Huadong, YANG Daye. Criterion and control of transient voltage instability based on wide area branch response [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(24): 9470–9481.
- [10] 侯建兰, 刘育权, 谢小荣, 等. 一种量化评估暂态电压稳定性的指标与方法[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(10): 151–156.
HOU Jianlan, LIU Yuquan, XIE Xiaorong, et al. Quantitative assessment index and method of transient voltage stability [J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(10): 151–156.
- [11] 郑传材, 管霖. 云广特高压直流故障特性及其强迫停运对受端系统影响评估[J]. 电网技术, 2012, 36(1): 32–38.
ZHENG Chuancai, GUAN Lin. Assessment on fault characteristics of Yunnan to Guangdong UHVDC transmission and the influence of forced outage on power system at receiving end [J]. Power System Technology, 2012, 36(1): 32–38.
- [12] 冀鲁豫, 吴俊勇, 周艳真, 等. 基于WAMS受扰电压轨迹簇特征的电力系统暂态稳定性预测[J]. 高电压技术, 2015, 41(3): 807–814.
JI Luyu, WU Junyong, ZHOU Yanzhen, et al. Transient stability prediction of power system based on WAMS characteristics of perturbed voltage trajectory clusters [J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(3): 807–814.
- [13] 刘鸣, 王长江, 李斌, 等. 基于轨迹簇和MBLDA的受端电网暂态电压稳定评估[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(19): 27–37.
LIU Ming, WANG Changjiang, LI Bin, et al. Transient voltage stability evaluation of a receiving-end power grid based on a trajectory cluster and MBLDA [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(19): 27–37.
- [14] 李宝琴, 吴俊勇, 张若愚, 等. 融合多类型深度迁移学习的电力系统暂态稳定自适应评估[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(1): 184–192.
LI Baoqin, WU Junyong, ZHANG Ruoyu, et al. Adaptive assessment of transient stability for power system based on transfer multi-type of deep learning model [J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(1): 184–192.
- [15] 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, 350.
ZHOU Yanzhen, WU Junyong, JI Luyu, et al. Two-stage support vector machine for transient stability prediction and preventive control of power systems [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(1): 137–147, 350.
- [16] 周子涵, 卜广全, 马士聪, 等. 基于特征分离型神经网络的电力系统暂态稳定性评估与优化方法[J]. 电网技术, 2021, 45(9): 3658–3667.
ZHOU Zihan, BU Guangquan, MA Shicong, et al. Assessment and optimization of power system transient stability based on feature-separated neural network [J]. Power System Technology, 2021, 45(9): 3658–3667.
- [17] 朱林, 张健, 陈达, 等. 面向暂态电压稳定评估的卷积神经网络输入特征构建方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(1): 85–93.
ZHU Lin, ZHANG Jian, CHEN Da, et al. Construction method for input features of convolutional neural network for transient voltage stability assessment [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(1): 85–93.
- [18] 王渝红, 朱玲俐, 赏成波, 等. 电力系统暂态电压稳定评估的混合智能特征双重筛选方法[J]. 电网技术, 2024, 48(4): 1532–1545.
WANG Yuhong, ZHU Lingli, SHANG Chengbo, et al. Hybrid intelligent dual feature screening method for transient voltage stability assessment of power system [J]. Power System Technology, 2024, 48(4): 1532–1545.
- [19] 李志兵, 肖健梅, 王锡淮. 基于多粒度NRS和改进Bi-LSTM的电力系统暂态稳定评估[J]. 电气工程学报, 2023, 18(3): 232–241.
LI Zhibing, XIAO Jianmei, WANG Xihuai. Transient stability assessment of power system based on multi-granularity neighborhood rough set and improved bi-directional long-short-term memory network [J]. Journal of Electrical Engineering, 2023, 18(3): 232–241.
- [20] 甄永赞, 阮程. 基于代价敏感支持向量机和多变量决策树的分级自适应暂态电压稳定评估[J]. 电网技术, 2024, 48(2): 778–791.
ZHEN Yongzan, RUAN Cheng. Hierarchical adaptive transient voltage stability evaluation based on cost-sensitive support vector machine and multivariate decision tree [J]. Power System Technology, 2024, 48(2): 778–791.
- [21] 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.
- [22] 鲁广明, 张璐路, 马晶, 等. 基于时序特征选择与改进MSPCA算法的电网暂态稳定态势智能评估[J]. 电测与仪表, 2023, 60(6): 125–133.
LU Guangming, ZHANG Lulu, MA Jing, et al. Intelligent transient stability situation assessment of power grid based on time-series feature selection and improved MSPCA algorithm [J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2023, 60(6): 125–133.
- [23] 薛安成, 周健, 刘瑞煌, 等. 采用多二元表判据的实用暂态电压稳定裕度指标研究[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(14): 4117–4125, 4317.
XUE Ancheng, ZHOU Jian, LIU Ruihuang, et al. A new practical transient voltage stability margin index based on multi-two-element notation criterion [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(14): 4117–4125, 4317.

(下转第 48 页 Continued on Page 48)