

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2023.06.015

基于数字孪生的柔性直流线路保护中不良数据自纠错方法

和敬涵, 韦智腾, 李猛, 聂铭, 高嫦霞, 张海钰

(北京交通大学电气工程学院, 北京 100044)

摘要: 直流线路保护是柔性直流电网发展的关键, 需要在 3 ms 内完成故障判别。现有学者提出基于数字孪生的柔性直流线路保护方法, 具有速度快、灵敏性高等优点, 但其可靠性易受互感器测量异常影响, 可能导致保护误动作。现有不良数据检测方法的准确性和快速性难以满足直流控制保护设备的需求, 因此为提高该保护方法的可靠性, 文中提出一种基于移动平均法的不良数据自纠错方法。根据测量数据平稳变化的时序特性, 利用移动平均法得到测量数据的预测值, 通过比较预测误差与实际误差进行不良数据的检测与纠错, 无需迭代计算和预先训练模型。利用四端柔性直流电网进行仿真检验, 结果表明相较于已有方法, 所提方法具有更好的准确性与快速性, 纠错性能较好, 能适配保护方法并提升抗干扰能力, 有效提高保护的可靠性。

关键词: 柔性直流; 动态状态估计; 直流互感器; 不良数据辨识; 时间序列预测; 移动平均法

中图分类号: TM77

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2023)06-0141-12

0 引言

柔性直流以其控制灵活、便于组网、占地面积小、无换相失败等优点, 已在海岛输电、电力系统联网、新能源并网等多个场景应用, 具有良好的发展前景^[1-2]。然而, 柔性直流系统惯性低, 直流线路故障后, 故障电流急剧上升, 易导致直流设备损坏, 因此直流控制保护设备要在 3 ms 内判别故障^[3-5]。

目前, 柔性直流输电线路保护配置方案以行波保护和突变量保护为主保护, 纵联差动保护为后备保护^[6]。行波保护^[7-8]利用反行波的幅值信息, 快速地完成故障判别, 速动性好, 但耐受过渡电阻能力弱。突变量保护^[9-11]以电气量的突变率构建保护判据进行故障判别, 速度快, 但同样存在耐受过渡电阻能力低、抗干扰能力差等问题。纵联差动保护^[12-13]利用两端线路电流的差值进行故障判别, 选择性和灵敏性较强, 但易受分布电容的影响。可见目前的柔性直流线路保护方法难以兼顾速动性、选择性、灵敏性、可靠性等“四性”要求。

由于现有柔性直流线路保护难以兼顾“四性”, 现有学者提出了一种基于数字孪生的柔性直流线路保护方法^[14]。该方法主要通过实时采样校核数字模型与物理对象是否一致以判定线路是否发生内部故障, 具有速度快、灵敏性高、选择性好、耐高阻能力强等优点, 但其可靠动作的前提有 2 个: 数字孪生模型要足够精准; 测量数据要精准。因为测量

数据是孪生模型与实际对象校核的纽带。文献[14]建立了精准的柔性直流线路孪生模型, 但尚未对测量环节异常展开研究。在实际直流系统中, 直流互感器易受环境变化、设备老化、接线不规范等多方面因素影响而出现测量异常, 测量数据出现偏差, 导致直流控制保护设备误操作^[15-21]。因此该保护方法存在受测量异常产生的不良数据影响而出现保护判别错误的风险, 所以亟须深入研究不良数据对该保护方法的影响及纠错方法。

目前应用于电力系统中的不良数据检测方法, 主要有基于状态估计和基于数据挖掘的两大类检测方法。

状态估计方法^[22-25]主要有量测量突变检测法、目标函数极值法、加权残差法、标准化残差法。状态估计方法需要基于复杂的系统拓扑关系对大量的非线性方程进行求解, 且易受拓扑参数变化与量测方程较低冗余度的影响而出现漏检和误检, 准确性较差。为了摆脱系统拓扑关系的限制, 不少学者提出了基于数据挖掘的检测方法, 主要有聚类分析法^[26-27]、神经网络法^[28-29]、间隙统计法^[30]。聚类分析法是基于模糊数学理论对不良数据与正常数据进行分类, 需要多次迭代计算。神经网络法通过建立神经网络计算得到测量数据的期望值与实际值之差以检测不良数据, 需要预先训练模型。间隙统计法是基于间隙统计理论对神经网络预处理后的数据计算得到阈值, 通过阈值对聚类分析后的结果进行不良数据检测, 准确性较高, 但计算量大。对于直流保护控制设备而言, 上述数据挖掘的方法原理过于复杂, 需要多次迭代计算或预先训练模型,

收稿日期: 2023-05-30; 修回日期: 2023-08-03

基金项目: 国家自然科学基金委员会-国家电网公司智能电网联合基金资助项目(U2066210)

计算时间难以满足直流保护控制设备的快速性要求。文献[31]针对上述方法在准确性与快速性上的不足,提出一种可基于直流互感器因果关系检测出测量异常的互感器,但并未从数值层面识别不良数据。

针对基于数字孪生的柔性直流线路保护方法易受不良数据影响,以及现有不良数据检测方法难以满足直流控制保护设备的准确性与快速性需求,文中提出了一种基于移动平均法的不良数据自纠错方法。根据测量数据平稳变化的时序特性,利用移动平均法得到测量数据的预测值,通过比较预测误差与实际误差进行不良数据的检测与纠错,无需迭代计算和预先训练模型。结合数字孪生的柔性直流线路保护方法,设计了不良数据自适应纠错方案,能适配保护方法并提升抗干扰能力,有效提高保护的可靠性。

1 不良数据对数字孪生保护的影响

准确的测量数据是基于数字孪生的柔性直流线路保护判别的关键,因此文中将在该保护原理基础上探究不良数据对于保护可靠性的影响。

1.1 基于数字孪生的柔性直流线路保护原理概述

假设柔性直流线路双极参数对称,基于线路的频变特性,利用递归卷积得到柔性直流线路的模域内依频模型,文中对柔性直流线路保护原理的模型推导进行简要概述^[14]。

为解除线路极间耦合现象,可将线路两端的电气量通过极模变换转换为线、零模等电气量,如下:

$$\begin{bmatrix} E_0 \\ E_1 \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_p \\ E_n \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: E_0 、 E_1 分别为零、线模电气量; E_p 、 E_n 分别为正、负极电气量。

频域中线路各端反行波的关系式如下:

$$\begin{cases} B_L(\omega) = U_L(\omega) - Z_c(\omega)I_L(\omega) \\ B_R(\omega) = U_R(\omega) - Z_c(\omega)I_R(\omega) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $B_L(\omega)$ 、 $U_L(\omega)$ 、 $I_L(\omega)$ 分别为线路L端的反行波、电压、电流; $B_R(\omega)$ 、 $U_R(\omega)$ 、 $I_R(\omega)$ 分别为线路R端的反行波、电压、电流; $Z_c(\omega)$ 为线路的特征阻抗,可由线路单位长度的频变参数获得。

利用递归卷积^[14],将上述关系式转换到时域中,如线路L端的时域电压反行波 $E_L(t)$ 为:

$$E_L(t) = v_L(t) - [a_1(v_L(t - \Delta t) - E_L(t - \Delta t)) + b_1 i_L(t - \tau) + c_1 i_L(t - \Delta t - \tau)] \quad (3)$$

式中: $v_L(t)$ 、 $i_L(t)$ 分别为线路L端的时域电压、电流; τ 为行波在全长线路最快传播时间; Δt 为采样间

隔时间; a_1 、 b_1 、 c_1 可由递归卷积^[14]计算获得。

综上,利用递归卷积^[14]将式(2)转换到时域中,可得到柔性直流线路模域内依频模型等值电路,如图1所示, $v_R(t)$ 、 $i_R(t)$ 、 $E_R(t)$ 分别为线路R端的时域电压、电流、电压反行波。

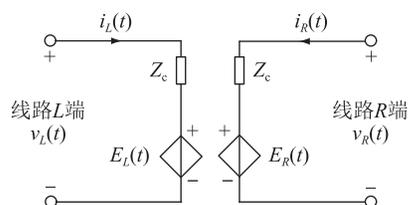


图1 柔性直流线路依频模型等值电路

Fig.1 Equivalent circuit of flexible DC line mode domain by frequency model

对依频模型构建量测方程,测量量分为真实测量量与虚拟测量量。以线路L端为例,真实测量量为线路L端内的零模、线模电压($v_L^0(t)$ 、 $v_L^1(t)$)和零模、线模电流($i_L^0(t)$ 、 $i_L^1(t)$),可由式(1)计算得到。虚拟测量量代表依频模型满足的数学关系,由式(3)可得:

$$0 = E_L(t) - v_L(t) + [a_1(v_L(t - \Delta t) - E_L(t - \Delta t)) + b_1 i_L(t - \tau) + c_1 i_L(t - \Delta t - \tau)] \quad (4)$$

式中:0为虚拟测量量,表示式(4)的物理关系是成立的。

状态量包含线路L端的零模、线模电压($v_L^0(t)$ 、 $v_L^1(t)$)和受控零模、线模电压源($E_L^1(t)$ 、 $E_L^0(t)$)。

根据测量量与状态量列写量测方程:

$$z = h(x) + v = Yx + C + v \quad (5)$$

式中: z 为由真实测量量与虚拟测量量构成的测量列向量; x 为状态列向量; $h(x)$ 为与状态量相关的关系函数; Y 为由线路已知参数构成的关系矩阵; C 为由测量量与状态量构成的历史值矩阵; v 为测量误差列向量。

此时状态量的估计值 \hat{x} 为:

$$\hat{x} = (H^T W H)^{-1} H^T W (z - C) \quad (6)$$

式中: W 为权重矩阵; H 为雅可比矩阵。

获得所有状态量的最佳估计值后,可对测量量的估计值 \hat{z} 和残差归一化平方和 ζ 进行计算:

$$\hat{z} = h(\hat{x}) = Y\hat{x} + C \quad (7)$$

$$\zeta = \sum_{i=1}^g \left(\frac{\hat{z}_i - z_i}{\sigma_i} \right)^2 \quad (8)$$

式中: $h(\hat{x})$ 为与状态量相关的关系函数估计值; g 为测量量的个数; σ 为标准差。

假设量测方程冗余度为 n ,设定残差归一化平方和门槛值 ζ_{set} 用以故障判别:

$$\begin{cases} Q(t) = \begin{cases} 1 & \zeta \geq \zeta_{\text{set}} \\ 0 & \zeta < \zeta_{\text{set}} \end{cases} \\ T(t) = \begin{cases} 1 & \int_{t-T_{\text{set}}}^t Q(\tau) d\tau \geq N \\ 0 & \int_{t-T_{\text{set}}}^t Q(\tau) d\tau < N \end{cases} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $Q(t)=1$ 为测量量与依频模型不匹配; $Q(t)=0$ 为测量量与依频模型匹配; $T(t)=1$ 为断路器跳闸; $T(t)=0$ 为断路器不动作; T_{set} 为保护判据窗长; N 为保护动作的阈值。

综上,该保护原理是对柔性直流线路依频模型进行状态估计,依据保护时间窗内大于阈值值的残差归一化平方和的个数是否大于 N ,判别线路两端电气量与依频模型是否匹配,若匹配则表示被保护线路正常运行,若不匹配则表示被保护线路发生故障。

1.2 不良数据对保护可靠性的影响

依据1.1节中保护原理探究不良数据对保护可靠性的影响。当电压、电流测量数据为不良数据时,将直接影响相模转换后的线模电压电流、零模电压电流等电气量。假设当线路 L 端正极电压 U_{Lp} 变为不良数据 U_{Lpf} ,由式(1)可知,相模变换后的模域电压为:

$$\begin{bmatrix} v_{L0} \\ v_{L1} \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_{Lpf} \\ U_{Ln} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: v_{L0} 、 v_{L1} 分别为线路 L 端的异常零模、线模电压; U_{Ln} 为线路 L 端负极电压。

可见,不良数据经极模转换后的真实测量量变为不良数据。此时,异常真实测量量还将影响相关的虚拟测量量,由式(4)可得:

$$\begin{aligned} f = & E_L(t) - v_{L1}(t) + \\ & [a_1(v_L(t-\tau) - E_L(t-\tau)) + \\ & b_1 i_L(t-\tau) + c_1 i_L(t-\Delta t-\tau)] \end{aligned} \quad (11)$$

式中: $v_{L1}(t)$ 为线路 L 端的异常电压。虚拟测量量的实际值应为 f ,不再等于0,表示该物理关系式已不成立。

由真实测量量与虚拟测量量构建的异常测量量列向量 z_f ,其进行状态估计而得到的状态量也异常。由式(6)可得:

$$\hat{x}_f = (H^T W H)^{-1} H^T W (z_f - C) \quad (12)$$

式中: \hat{x}_f 为异常的状态量。

C 为由测量量和状态量构成的历史值矩阵,因此当前时刻的异常测量量与状态量将存入 C 中,进而会影响在后续时刻的状态估计计算值。

因此测量量的估计值及残差归一化平方和也

变为异常数据:

$$\hat{z}_f = h(\hat{x}) = Y \hat{x}_f + C \quad (13)$$

$$\zeta_f = \sum_{i=1}^g \left(\frac{\hat{z}_{fi} - z_{fi}}{\sigma_i} \right)^2 \quad (14)$$

式中: \hat{z}_f 为异常的测量量估计值; ζ_f 为异常的残差归一化平方和。

此时异常的残差归一化平方和 ζ_f 将有可能大于残差门限值 ζ_{set} ,若保护时间窗内出现多个不良数据,则有可能出现错误的保护判别结果,继电器发出跳闸动作,由式(9)可得:

$$\begin{cases} Q(t) = 1 & \zeta_f \geq \zeta_{\text{set}} \\ T(t) = 1 & \int_{t-T_{\text{set}}}^t Q(\tau) d\tau \geq N \end{cases} \quad (15)$$

量测方程冗余度较小时,意味着测量量之间具有较强的关联性,残差归一化平方和易受不良数据的影响而大于残差门限值^[32]。文献[14]所提保护方法中的量测方程的冗余度仅为2,远低于中等冗余度水平(测量量个数是状态量个数的2~3倍^[32]),因此该残差归一化平方和易受不良数据影响而大于残差门限值,致使存在保护判别错误的风险。

综上,不良数据不仅会影响当前时刻的状态估计结果,同时由于状态估计中含有由异常测量量和状态量构成的历史值矩阵,在后续未出现不良数据的采样时刻,其状态估计结果也会受到影响,因此当不良数据出现后,极有可能存在保护误动的风险。由于该保护判据为1ms保护时间窗内,若超出残差归一化平方和门限值个数为5(1ms内有10个采样数据),则判定故障^[14],这意味着该保护方法需要在1ms内至少纠错6个不良数据,否则不良数据将有可能导致保护判别错误。可见,该保护方法对于不良数据纠错的快速性要求极高。

2 不良数据自适应纠错方法

针对基于数字孪生的柔性直流线路保护对不良数据检测和纠错的快速性需求,文中分析了测量数据的时序特性,提出了基于移动平均法的不良数据检测方法,并结合保护方法提出不良数据自适应纠错方法。

2.1 测量数据的时序特性

基于数字孪生的柔性直流线路保护方法采用的测量数据主要来自柔性直流线路两端的直流互感器,如图2所示, U_{Rp} 、 U_{Rn} 分别为 R 端正极、负极电压; I_{Lp} 、 I_{Ln} 分别为 L 端正极、负极电流; I_{Rp} 、 I_{Rn} 分别为 R 端正极、负极电流;MMC1、MMC2分别为不同换

流站。

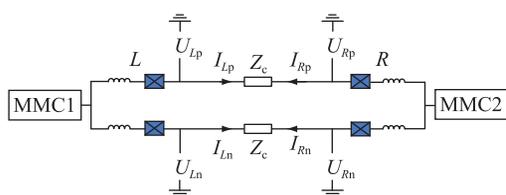


图2 配备于柔性直流线路两端的直流互感器
Fig.2 DC transformers equipped at both ends of flexible DC line

当柔性直流线路正常运行时,由于环境变化等不确定因素,直流线路的测量数据变化会存在随机性、间歇性、波动性等特点,表现为围绕某一常数值小幅波动,具有平稳变化的特点^[33],互感器测量异常的不良数据可对应于平稳变化中的不规则点,因此利用测量数据的平稳变化特性和合适的时序预测方法进行不良数据检测是具有可行性的。

当线路故障时,故障极的电压、电流数据将同时发生较大变化,两者也均不满足正常数据的时序特性,因此还需要考虑故障暂态瞬间,对不良数据和故障数据进行区别。

由于测量电压、电流的互感器不同,互感器测量传变异常的测量数据一般表现为个别数据异常^[31],电压、电流不会同时出现较大变化。因此文中只考虑单一类型的不良数据,并根据同一极电气量异变的个数对不良数据、故障数据进行区分。

2.2 基于移动平均法的不良数据检测方法

移动平均法是一种简单平滑预测方法,对于具有平稳变化特点的时间序列,可通过移动平均法消除随机波动或周期变动的因素,得到时间序列的预测趋势。由2.1节分析可知柔性直流线路上的测量数据具有平稳变化的特点,因此可利用移动平均法检测平稳变化中的不规则点,文中简单介绍移动平均法的基本原理。

假设 y_{m+1} 为待检测数据,取 y_{m+1} 前连续 m 项测量数据作为观察序列,设置移动项数为 a ,则沿着观察序列逐次移动 a 项序列计算平均值。为方便解释计算过程,假设 $a=3$,则逐次计算平均值过程如图3所示。

第一次移动 a 项序列计算所得平均值 y'_1 为:

$$y'_1 = \frac{1}{a} \sum_{i=1}^a y_i \quad (16)$$

第二次移动 a 项序列计算所得平均值 y'_2 为:

$$y'_2 = \frac{1}{a} \sum_{i=2}^{a+1} y_i \quad (17)$$

依次移动 a 项,计算得到平均值序列为 $y' =$

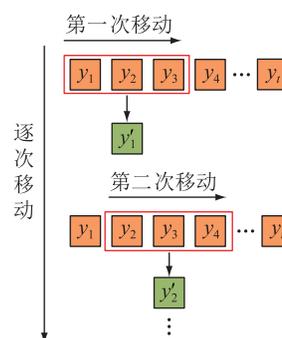


图3 移动项数为3时计算平均值过程

Fig.3 The process of average calculation when the number of moving items is 3

$\{y'_1, y'_2, \dots, y'_i, \dots, y'_{m-a+1}\}$,取平均值序列最后一项 y'_{m-a+1} 为 y_{m+1} 的预测值。利用观察序列与平均值序列可得到标准差 s_m 如下:

$$s_m = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{m-a} (y_{i+a} - y'_i)^2}{m-a}} \quad (18)$$

标准差 s_m 的数学意义在于选择适合的移动项数 a 。 s_m 越小,观察序列项数 a 越合适,所得预测值 y'_{m-a+1} 越精准。

当选取合适的移动项数时,移动平均法能消除观察序列的随机波动,所得到的平均值序列同样能表现出与观察序列相符的平稳变化特征,表现为围绕序列的平均值波动。因此可通过观察相邻序列值之间的差异选取合理的变化范围作为预测误差。

假设 \bar{y}' 为平均值序列 y' 的平均值, y'_{\max} 为 y' 的最大值, y'_{\min} 为 y' 的最小值。按式(19)取 \bar{y}' 到 y'_{\min} 的距离为 d_1 , \bar{y}' 到 y'_{\max} 的距离为 d_2 , d_1 与 d_2 的较大值为 d_m :

$$\begin{cases} d_1 = |\bar{y}' - y'_{\min}| \\ d_2 = |\bar{y}' - y'_{\max}| \\ d_m = \max\{d_1, d_2\} \end{cases} \quad (19)$$

根据 \bar{y}' 、 y'_{\max} 、 y'_{\min} 、 d_1 、 d_2 可大致描绘出序列 y'_i 的变化特征如图4所示。

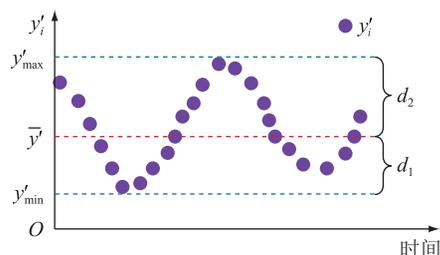


图4 平均值序列的变化特征

Fig.4 Variation characteristics of average series

由图4可知,相近时刻的序列值之差一般不会

超过 d_1 与 d_2 的较大值 d_m , 因而 y' 中的序列值呈现出围绕平均值 \bar{y}' 波动的平稳变化特征。已知预测值 $y'_{m-a+1} \in y'$, 若待检测数据 y_{m+1} 与预测值 y'_{m-a+1} 的差异符合同样的平稳变化特征, 可将 y_{m+1} 视为正常数据, y_{m+1} 与 y'_{m-a+1} 的实际误差 $r_m = |y'_{m-a+1} - y_{m+1}|$ 将满足式(20)。

$$r_m \leq d_m \quad (20)$$

若待检测数据 y_{m+1} 与预测值 y'_{m-a+1} 的差异不符合平稳变化特征, 即满足式(21), 则将 y_{m+1} 视为不良数据。

$$r_m > d_m \quad (21)$$

因此可取 d_m 为预测误差最大值进行不良数据检测。当不良数据被检测后, 须将不良数据剔除, 避免计入下一时刻的观察序列中。但当短期内剔除多个不良数据后, 后续计入观察序列的正常数据与剔除前计入观察序列的数据可能幅值相近, 呈现出均匀分布形态, 会影响平均值序列的平稳变化特征, 进而减小预测误差, 易产生误检。因此可对比前后两个时刻所得的 d_m , 取较大值作为预测误差, 可避免短期内剔除多个不良数据的影响。

综上, 基于移动平均法的不良数据检测方法原理简单易行, 无需迭代计算和预先训练模型, 在直流工程中快速检测与纠错不良数据有理论可行性。

2.3 基于移动平均法的不良数据自适应纠错方法

当状态估计所得残值归一化平方和大于门槛值时, 由式(9)、式(15)可知此时 $Q(t) = 1$, 意味着出现故障数据或不良数据。由 2.1 和 2.2 节可知, 故障暂态期间, 故障极的电压和电流均发生较大变化, 两者的实际误差均应该大于预测误差, 而互感器测量传变的不良数据则表现为在同一极电压、电流中, 只有一种电气量的实际误差大于预测误差。因此可利用基于移动平均法的不良数据检测法方法验证同一极电压电流是否同时出现不良数据。假设电压的实际误差为 r_u ; 电压的预测误差为 d_u ; 电流的实际误差为 r_i ; 电流的预测误差为 d_i 。若同一极电压、电流满足式(22), 则可能发生故障, 此时需要将 $Q(t)$ 的值计入保护判据中进行故障判别, 因此文中选择式(22)作为故障启动判据。

$$\begin{cases} r_u > d_u \\ r_i > d_i \end{cases} \quad (22)$$

当状态估计结果满足 $Q(t) = 1$, 但同一极的电压和电流的实际误差不满足式(22)时, 则意味着出现不良数据, 如下:

$$\begin{cases} r_u > d_u, r_i \leq d_i & \text{不良电压} \\ r_i > d_i, r_u \leq d_u & \text{不良电流} \end{cases} \quad (23)$$

当出现不良数据时, 需要对不良数据及其状态估计影响纠错。假设第 k 个时刻线路 L 端正极电压 U_{Lp} 变为不良数据 U_{Lpf} , 则可利用移动平均法计算所得电压预测值 U_{Lps} 代替 U_{Lpf} , 代入式(10)中, 可得已纠错的线模、零模电压 v_{Ls0} 、 v_{Ls1} , 如下:

$$\begin{bmatrix} v_{Ls0} \\ v_{Ls1} \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_{Lps} \\ U_{Ln} \end{bmatrix} \quad (24)$$

将预测值替换不良数据后, 可重新进行状态估计, 校正错误的行波历史值及残差值, 实现不良数据自纠错, 避免保护判别因不良数据而产生错误。

2.4 基于移动平均法的不良数据自纠错方案设计

文中根据基于移动平均法的不良数据自纠错方法, 结合基于数字孪生的柔性直流线路保护原理, 设计了基于数字孪生的柔性直流线路保护中不良数据的自纠错方案, 如图 5 所示。

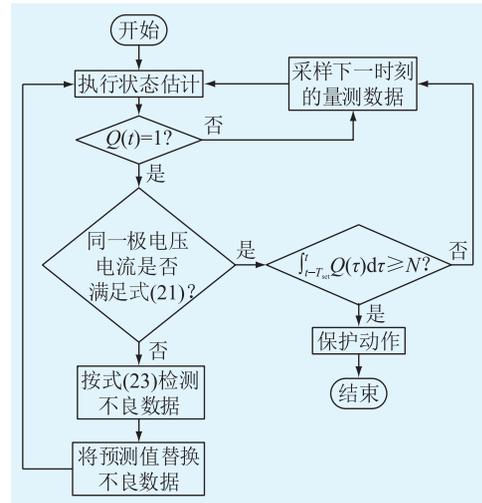


图 5 基于数字孪生的柔性直流线路保护中不良数据的自纠错方案

Fig.5 A self-correcting scheme for bad data in flexible DC line protection based on digital twinning

首先依据文献[13]建立状态估计方程及保护判据, 对于状态方程的真实测量量, 标准差选取 0.01 p.u., 电压测量量的基准值选取额定电压, 电流测量量的基准值选取双极短路故障的故障电流峰值; 对于状态方程的虚拟测量量, 标准差选取 0.001 p.u.。残差判别门槛值为 $\zeta_{set} = 5.991$ [14], 采样频率 f_N 为 10 kHz, 判据窗长 T_{set} 为 1 ms, 保护动作阈值 N 为 5。

不良数据自纠错方案中, 移动平均法须选取合理的 m 项观察序列以及移动项数 a 。对于移动项数 a , 选取范围一般为 $5 \leq a \leq 200$, 根据式(18)对第 2.3 节所介绍模型的连续 10 000 个测量数据进行标准差 s_m 计算, 所得结果如表 1 所示。由表 1 可知, 当 a 为 5 时, 标准差 s_m 最小, 因此取 a 为 5。基于移动项数为 5, 对不同项数的观察序列进行仿真测试, 计

算时间如表 1 所示,由于直流工程采样时间为 0.1 ms,因此选择计算时间小于 0.1 ms 的观察序列项数可满足直流工程快速性检测不良数据的需求。对于观察序列项数 m ,当数据随机波动较大时,选取较大的 m 有利于较大限度地平滑由随机性所带来的严重偏差,当数据随机波动较小,选取较小的 m 有利于跟踪数据的变化。综合上述考虑,选取观察序列项数 m 为 50。

表 1 不同移动项数与不同观察序列项数的电压、电流标准差计算时间

Table 1 The calculating time of voltage and current standard deviation with different moving terms and observation series

移动项数 a	电压标准差/ kV	电流标准差/ kA	观察序列 项数 m	计算时间/ ms
5	2.328 9	0.009 4	30	0.038
6	2.662 5	0.010 8	50	0.050
7	2.978 3	0.012 1	70	0.064

3 仿真分析

文中测试环境为 PC 机,处理器为 Intel (R) Core(TM) i5-9400F CPU@2.90 GHz,内存为 8 G,在 MATLAB 2020b 上编写程序,数据来源于仿真软件 PSCAD 搭建的 ± 250 kV 四端伪双极柔性直流输电系统,如图 6 所示。

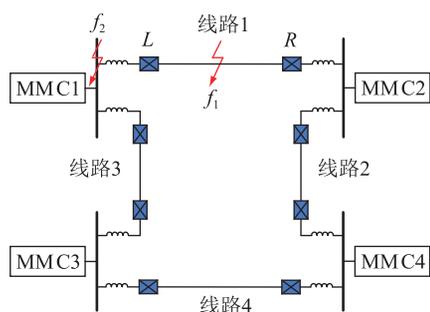


图 6 ± 250 kV 四端伪双极柔性直流输电系统

Fig.6 ± 250 kV four-terminal pseudo-bipolar flexible DC transmission system

在图 6 中,线路 1—4 的长度分别为 207、192、50、217 km,每条线路两端均安装 0.1 H 的限流电抗器, f_1 为区内正极经高阻接地故障; f_2 为区外双极故障。仿真模型的参数参考张北柔性直流工程的实际参数,如表 2 所示。伪双极模型发生单极经高阻接地故障时,故障电流较小,对保护耐高阻能力和式(22)所设的故障启动判据能够进行严苛的验证。

3.1 不良数据检测性能检验

仿真测试前,不良数据的偏差范围可考虑实际工程中的不良数据跳变幅值。文献[20]指出直流

表 2 四端伪双极柔性直流系统主要参数

Table 2 Main parameters of four-terminal pseudo-bipolar flexible DC system

换流站名称	额定电压/kV	额定功率/MW
MMC1	± 250	1 500
MMC2	± 250	750
MMC3	± 250	1 500
MMC4	± 250	1 500

分压器因远端模块接触不良导致电压突增 6%;文献[17]指出张北柔性直流电网因直流分压器的二次分压板断线导致电压突增 7%,并通过分析指出 7%异常测量偏差不适用于柔性直流电网。综上,为检验文中所提方法在实际工程中进行不良数据检测的可行性,在图 6 所示线路 1 的 L 端正极电压设置幅值偏差范围为 6%~10%的不良数据。

在检测不良数据时,有必要对文中所提方法进行分析和评估。基于直流控保设备对不良数据快速性检测的需求,对比方法应选择原理较为简单、计算较少的方法,文中分别在基于状态估计和数据挖掘的 2 类检测方法中选取原理较为简单、计算量较小的标准化残差法与聚类分析法进行对比分析。3 种方法的检测结果如图 7—图 9 所示。

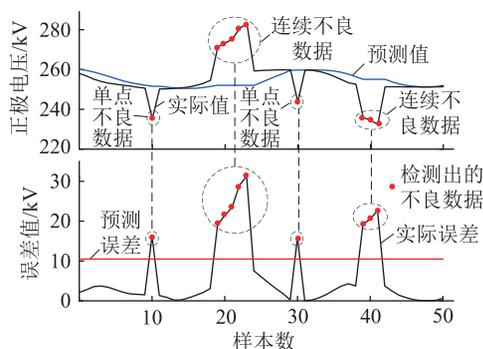


图 7 基于移动平均法的不良数据检测结果

Fig.7 Bad data identification results based on moving average method

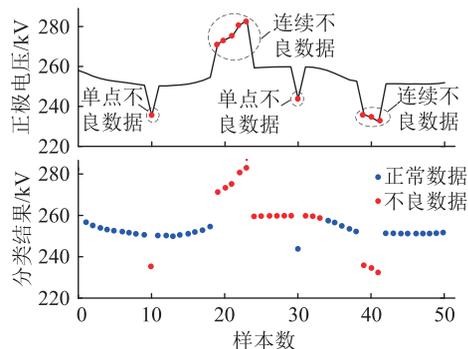


图 8 基于聚类分析法的不良数据检测结果

Fig.8 Bad data identification results based on cluster analysis method

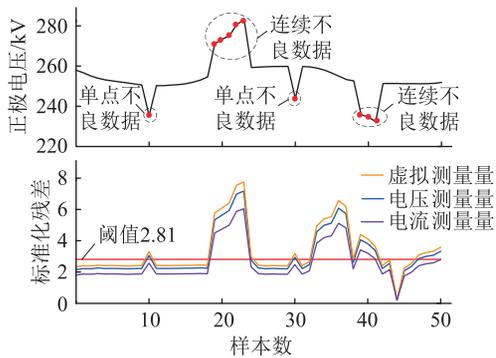


图9 基于标准化残差法的不良数据检测结果

Fig.9 Bad data identification results based on standardized residual method

由图7可知,文中所提方法可检测出幅值偏差为6%~10%的不良数据。由图8可知,聚类分析法可以检测出幅值偏差较大的不良数据,但其漏检了幅值偏差较小的单点数据,同时对与连续不良数据较近的正常数据造成误检。漏检原因为幅值偏差较小的单点数据与正常数据在聚类特征上的区分度小。正常数据被误检的原因为与其相近的不良数据个数较多且幅值相差不大,聚类分析法难以进行区别,易造成误判。由图9可知,标准化残差法可以检测出幅值偏差为6%~10%的不良数据,但其不仅会造成正常数据产生误检,还会造成其他测量量发生误检。误检原因与1.2节的分析一致,因为量测方程冗余度低,测量量之间的关联性强,正常测量量的标准化残差值易受异常测量量的影响而大于阈值,并且状态量中含有历史数据,因此当出现不良数据时,还会在后续时刻导致部分测量量的标准化残差值大于阈值,发生误检。

为体现不同方法的准确性,文中抽取了线路1的L端连续300个电压样本数据,该样本数据最大偏差范围约为线路运行稳态值的4%。在样本中注入不同幅值偏差、不同比例的不良数据,上述3种方法对比结果如表3所示。

表3 3种方法的检测准确率

Table 3 The accuracy of three methods %

方法	$A_1 = 8\%$, $A_2 = 5\%$	$A_1 = 8\%$, $A_2 = 10\%$	$A_1 = 10\%$, $A_2 = 5\%$	$A_1 = 10\%$, $A_2 = 10\%$
移动平均法	89.53	83.13	93.20	88.60
聚类分析法	80.87	70.40	88.73	80.07
标准化残差法	84.47	69.93	86.27	71.33

注: A_1 为不良数据幅值偏差; A_2 为不良数据比例。

由表3可以看出,不良数据的幅值偏差越大,文中所提方法的准确率越高,且受不良数据比例的影响越低,这是因为不良数据偏差越大,其偏离平稳变化的特征越显著,移动平均法越容易分离出这些

不符合平稳变化的不良数据。而聚类分析法和标准化残差法的准确率也随着不良数据的幅值偏差增大而增高,但同样幅值偏差的不良数据比例增大时准确率显著降低。可见,相较于另外2种方法,文中所提方法的准确性更好。

在不同时间窗下,对比3种方法的运行时间如表4所示。由表4可知,随着时间窗增加,3种方法的运行时间均会增加,其中聚类分析法需要迭代计算因而时间最长,可见文中所提方法的运行时间均少于另外2种方法,文中所提方法具有更好的快速性。

表4 3种方法的运行时间

Table 4 The running time of three methods

时间窗/s	数据量	移动平均法 时间/s	聚类分析法 时间/s	标准化残差法 时间/s
0.005	50	0.002 50	0.021 27	0.003 95
0.007	70	0.003 50	0.025 72	0.005 53
0.010	100	0.005 00	0.034 57	0.007 90

结合1.2节保护方法的纠错要求为1ms内至少纠错6个不良数据。在文中所提不良数据纠错方法中,不良数据的检测过程与状态估计无关,可与状态估计计算同步进行,一次状态估计的运行时间约为0.08ms,检测时间以表1中观察序列项数为50的0.05ms为准,少于状态估计时间,因此一个不良数据被采入状态估计计算到自纠错完成的整个过程的时间为两次状态估计的运行时间,则当以移动平均法检测不良数据时,纠错6个不良数据的时间约为0.96ms,能够满足保护方法纠错不良数据的快速性要求。

综上,相较聚类分析法与标准化残差法,文中所提方法的准确性和快速性更好,而且运行时间能够满足直流控保设备对不良数据的快速性检测需求。

3.2 不良数据自纠错性能检验

主要是检验不良数据自纠错方法的两方面性能:

(1) 检验不良数据自纠错方法的纠错性能。当不良数据被移动平均法计算所得预测值替换后,重新进行状态估计的结果是否准确。

(2) 检验不良数据自纠错方法与保护方法的适配性。故障暂态期间,故障极电压电流的实际误差是否能够满足式(22)所设置的故障启动判据,若不满足则可能会发生保护拒动。

3.2.1 区内故障

在10ms时,区内 f_1 处发生正极经300Ω过渡

电阻接地故障,故障点距离线路 1 的 L 端 100 km,过渡电阻较高,故障电流变化较小,可检验在故障暂态瞬间,正极电压、电流是否同时满足式(22)所设的故障启动判据。线路 1 的 L 端正极电压、电流测量数据的实际值、预测值、预测误差、实际误差以及保护判别结果如图 10 所示,故障前测量数据的实际值与预测值相似,实际误差小于预测误差。而在故障暂态瞬间,电压、电流的实际误差均大于预测误差,满足式(22)所设的故障启动判据,因此将大于残差门檻值的残差归一化平方和递交给保护判据进行故障判别,在 10.8 ms 时保护判别结果为发生了区内故障。

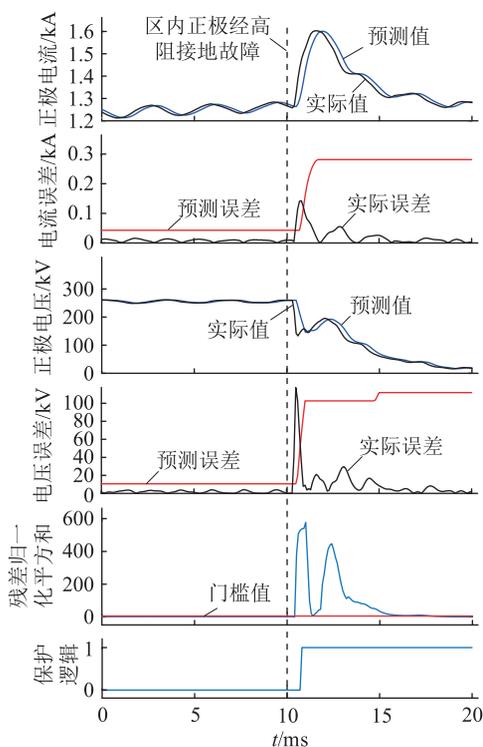
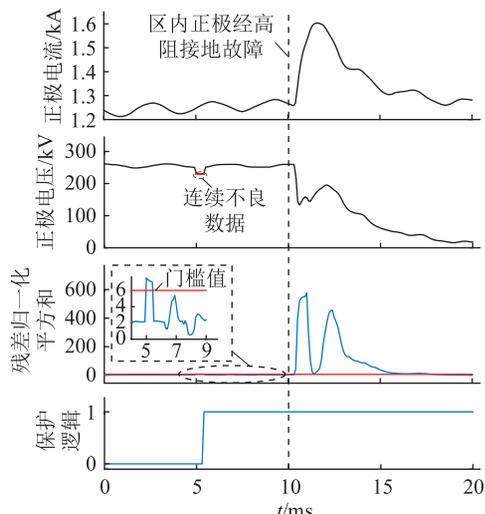
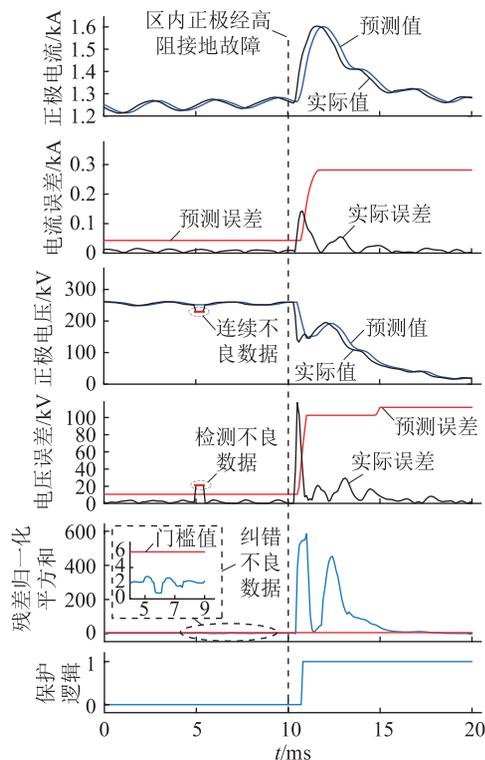


图 10 区内正极经高阻接地故障的保护判别结果
Fig.10 Protection results of internal positive polar grounding fault with high resistance

在 5 ms 时,在线路 1 的 L 端正极电压中注入连续 5 个幅值偏差-8%的不良数据,在 10 ms 时,区内 f_1 处发生正极线路经 300Ω 过渡电阻接地故障,故障点距离线路 1 的 L 端 100 km。未经不良数据自纠错的保护判别结果如图 11(a) 所示,经不良数据自纠错后的保护判别结果如图 11(b) 所示。可见,当正极电压中注入幅值偏差-8%的不良数据时,5~5.4 ms 的残差归一化平方和大于门檻值,保护判别错误。而经不良数据自纠错后,5~5.4 ms 的残差归一化平方和不再大于门檻值,保护判别经受住不良数据的干扰,并能准确识别出 10 ms 时的区内正极线路经高阻接地故障。对比分析后,可见不良数据自纠错方法提升了保护的抗干扰能力。



(a) 未经不良数据自纠错的故障 f_1 保护判别结果



(b) 经不良数据自纠错的故障 f_1 保护判别结果

图 11 不良数据自纠错后的故障 f_1 保护判别结果
Fig.11 Protection results of fault f_1 with self-correcting bad data

3.2.2 区外故障

在 10 ms 时,区外 f_2 处发生双极故障,故障点在 线路 1 的 L 端外部,检验在故障暂态瞬间,正极电压、电流是否同时满足式(22)所设的故障启动判据。线路 1 的 L 端正极电压、电流测量数据的实际值、预测值、预测误差、实际误差以及保护判别结果如图 12 所示,故障前测量数据的实际值与预测值相似,实际误差小于预测误差。在故障暂态瞬间,线路 1 的 L 端正极电压、电流的实际误差均大于预测误差,能满足式(22)所设的故障启动判据,但残差

归一化平方和未大于阈值,保护判别结果为无区内故障。

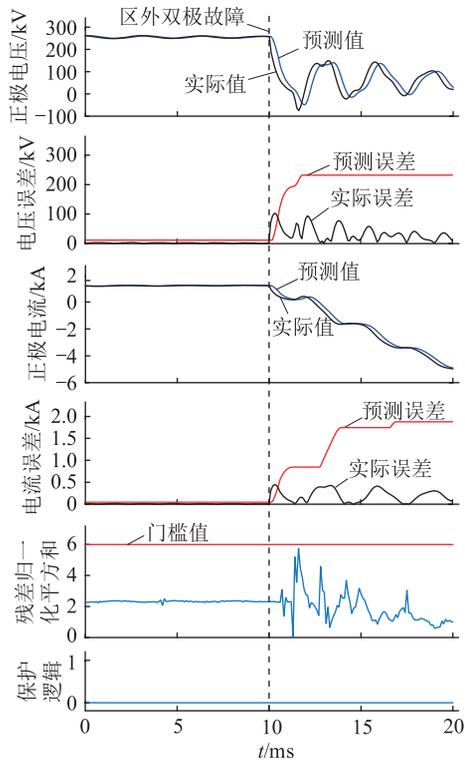


图 12 区外双极故障的保护判别结果

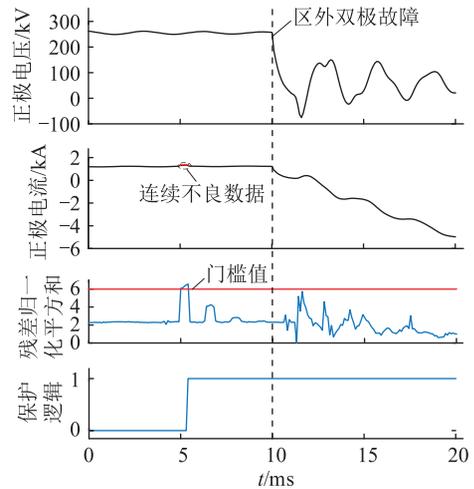
Fig.12 Protection results of external pole-pole fault

对比图 10 与图 12,可见不良数据自纠错方法未影响保护方法对区内外故障的判别结果。

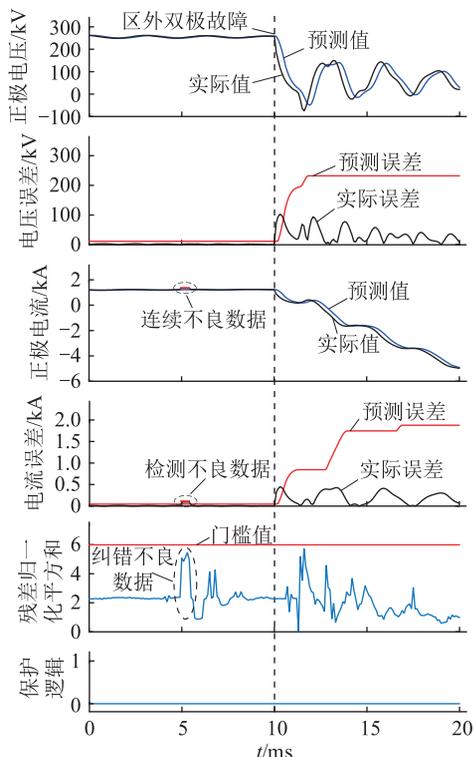
在 5 ms 时,在如图 6 所示的仿真系统线路 1 的 L 端正极电流中注入连续 5 个幅值偏差+8%的不良数据,在 10 ms 时,区外 f_2 处发生双极故障。未经不良数据自纠错的保护判别结果如图 13(a) 所示,经不良数据自纠错后的保护判别结果如图 13(b) 所示。可见,当正极电流中注入幅值偏差+8%的不良数据时,5~5.4 ms 状态估计计算所得的残差归一化平方和大于阈值,造成错误的保护判别。但经不良数据自纠错后,5~5.4 ms 状态估计计算所得的残差归一化平方和不再大于阈值,保护判别经受住不良数据的干扰。10 ms 处发生区外故障时,保护判别结果为无区内故障,结果准确可靠。对比分析后,可见不良数据自纠错方法提升了保护的抗干扰能力。

3.2.3 多组不良数据下的保护判别结果

在 5 ms 时,在如图 6 所示的仿真系统线路 1 的 L 端电压注入多组不良数据,10 ms 时在线路 1 上设置区内外故障,以检验经不良数据自纠错后的保护判别结果。多组不良数据经纠错后的保护判别结果如表 5 所示。



(a) 未经不良数据自纠错的故障 f_2 保护判别结果



(b) 经不良数据自纠错的故障 f_2 保护判别结果

图 13 不良数据自纠错后的故障 f_2 保护判别结果

Fig.13 Protection results of fault f_2 with self-correcting bad data

由表 5 可知,通过在故障前注入多组不良数据,对比有无不良数据自纠错方案的保护判别结果,当不良数据的幅值偏差超过 8%且连续个数为 5 个及以上时,未经不良数据自纠错的保护判别结果错误,而经不良数据自纠错后的数据能够进行准确状态估计计算,使得状态估计计算所得的残差归一化平方和小于阈值,保护判别经受住不良数据的干扰,表明纠错性能较好,提升了基于数字孪生的柔性直流线路保护的抗干扰能力。故障暂态期间,故障极电压电流的变化满足不良数据自纠错方法所设的故障启动判别,保护能正确识别区内外故障,

可见不良数据自纠错方法与基于数字孪生的柔性直流线路保护方法的适配性好。

表 5 多组不良数据下的保护判别结果

Table 5 Protection results with multiple sets of bad data

故障设置	不良数据幅值 偏差、不良数据 连续个数	未经不良数据 自纠错的保护 判别结果	经不良数据 自纠错的保护 判别结果
区内 f_1 正极 经 $300\ \Omega$ 接地故障	6%、5	10.7 ms	10.8 ms
	6%、10	10.7 ms	10.8 ms
	8%、5	5.4 ms	10.8 ms
	8%、10	5.4 ms	10.8 ms
	10%、5	5.4 ms	10.8 ms
	10%、10	5.4 ms	10.8 ms
区外 f_2 双极故障	6%、5	不动作	不动作
	6%、10	不动作	不动作
	8%、5	5.4 ms	不动作
	8%、10	5.4 ms	不动作
	10%、5	5.4 ms	不动作
	10%、10	5.4 ms	不动作

4 结论

针对基于数字孪生的柔性直流线路保护方法易受不良数据影响,以及现有不良数据检测方法难以满足直流控制保护设备的准确性与快速性需求,文中提出了一种基于移动平均法的不良数据自适应纠错方法,通过仿真测试对该方法的检测性能与纠错性能进行检验,得出以下结论:

(1) 基于移动平均法的不良数据检测方法原理简单易行,无需迭代计算和预先训练模型。相较于已有方法,该方法的准确性与快速性更好,能够满足直流控制保护设备对不良数据快速性检测的需求。

(2) 基于移动平均法的不良数据自纠错方法能够快速检测和纠错不良数据对基于数字孪生的柔性直流保护方法的影响,纠错性能较好,提升了保护的抗干扰能力。故障暂态期间,故障极电压电流的变化能够满足不良数据自纠错方法所设的故障启动判据,保护判别结果不受影响,可见不良数据自纠错方法与保护方法适配性好。从适配性与抗干扰能力两方面的表现来看,不良数据自纠错方法能够有效提高基于数字孪生的柔性直流线路保护方法的可靠性。

参考文献:

[1] HE J H, CHEN K A, LI M, et al. Review of protection and fault handling for a flexible DC grid[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2020, 5(1): 1-15.
[2] 范明烨, 李慧, 刘嘉慧, 等. 控制参数对柔性直流电网稳定性

的影响分析[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(21): 43-52.
FAN Mingye, LI Hui, LIU Sijia, et al. Impact analysis of control parameters on the stability of flexible DC grids [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(21): 43-52.
[3] 杨赛昭, 向往, 文劲宇. 架空柔性直流电网线路故障保护综述[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(22): 6600-6617.
YANG Saizhao, XIANG Wang, WEN Jinyu. Review of DC fault protection methods for the MMC based DC grid [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(22): 6600-6617.
[4] 王渝红, 傅云涛, 曾琦, 等. 柔性直流电网故障保护关键技术研究综述[J]. 高电压技术, 2019, 45(8): 2362-2374.
WANG Yuhong, FU Yuntao, ZENG Qi, et al. Review on key techniques for fault protection of flexible DC grids [J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(8): 2362-2374.
[5] 陈森, 贾科, 姚昆鹏, 等. 基于故障前行波极值时间的柔性直流线路单端量保护方法[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(10): 3742-3758.
CHEN Miao, JIA Ke, YAO Kunpeng, et al. Single-ended protection method of flexible DC line based on extremum time of fault forward traveling wave [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(10): 3742-3758.
[6] 董新洲, 汤兰西, 施慎行, 等. 柔性直流输电线路保护配置方案[J]. 电网技术, 2018, 42(6): 1752-1759.
DONG Xinzhou, TANG Lanxi, SHI Shenxing, et al. Configuration scheme of transmission line protection for flexible HVDC grid [J]. Power System Technology, 2018, 42(6): 1752-1759.
[7] 汤兰西, 董新洲, 施慎行, 等. 柔性直流电网线路超高速行波保护原理与实现[J]. 电网技术, 2018, 42(10): 3176-3186.
TANG Lanxi, DONG Xinzhou, SHI Shenxing, et al. Principle and implementation of ultra-high-speed travelling wave based protection for transmission line of flexible HVDC grid [J]. Power System Technology, 2018, 42(10): 3176-3186.
[8] 张晨浩, 宋国兵, 董新洲. 一种应对高阻故障的单端自适应行波保护方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(11): 3548-3557.
ZHANG Chenhao, SONG Guobing, DONG Xinzhou. A non-unit adaptive traveling wave protection method for high impedance faults [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(11): 3548-3557.
[9] 杨建明, 张庆武, 王杨正, 等. 特高压直流输电线路电压突变量保护优化[J]. 电力工程技术, 2022, 41(3): 102-109.
YANG Jianming, ZHANG Qingwu, WANG Yangzheng, et al. Optimization of voltage differential protection for UHVDC transmission line [J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(3): 102-109.
[10] QI X M, PEI W, LI LY, et al. A fast DC fault detection method for multi-terminal AC/DC hybrid distribution network based on voltage change rate of DC current-limiting inductor [J]. Energies, 2018, 11(7): 1828.
[11] MEGHWANI A, SRIVASTAVA S C, CHAKRABARTI S. A non-unit protection scheme for DC microgrid based on local measurements [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2017, 32(1): 172-181.

- [12] TZELEPIS D, DYSKO A, FUSIEK G, et al. Single-ended differential protection in MTDC networks using optical sensors[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2017, 32(3): 1605-1615.
- [13] 薛士敏, 孙亚冰, 刘白冰, 等. 基于 Marti 模型的柔性直流输电系统纵联行波差动保护[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(21): 6288-6300.
XUE Shimin, SUN Yabing, LIU Baibing, et al. Longitudinal travelling wave differential protection for flexible HVDC system based on Marti model[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(21): 6288-6300.
- [14] 李猛, 聂铭, 和敬涵, 等. 基于数字孪生的柔性直流电网纵联保护原理[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(5): 1773-1783.
LI Meng, NIE Ming, HE Jinghan, et al. Pilot protection of flexible DC grid based on digital twin[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(5): 1773-1783.
- [15] 李浩, 杨光, 孙豪. ± 800 kV 换流站直流线路分压器二次分压板电阻失效原因分析[J]. 电工技术, 2020(15): 123-125, 129.
LI Hao, YANG Guang, SUN Hao. Cause analysis of resistance failure of secondary voltage divider of DC line divider in ± 800 kV converter station[J]. Electric Engineering, 2020(15): 123-125, 129.
- [16] 阮思焯, 王德林, 徐凯, 等. 直流输电系统电子式电流互感器故障统计分析[J]. 电网技术, 2018, 42(10): 3170-3175.
RUAN Siye, WANG Delin, XU Kai, et al. ECT fault statistical analysis of DC transmission system[J]. Power System Technology, 2018, 42(10): 3170-3175.
- [17] 安海清, 李振动, 金海望, 等. 张北柔直电网直流分压器二次电压测量异常引起误闭锁机理分析及改进措施[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(8): 156-160, 168.
AN Haiqing, LI Zhendong, JIN Haiwang, et al. Mechanism analysis and improvement measures of error block caused by abnormal secondary voltage measurement of DC voltage divider in Zhangbei flexible DC grid[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(8): 156-160, 168.
- [18] 王奇, 谭炳源, 刘青松, 等. 特高压换流站直流分压器闪络故障研究[J]. 武汉大学学报(工学版), 2019, 52(10): 934-940.
WANG Qi, TAN Bingyuan, LIU Qingsong, et al. Analysis of DC voltage divider internal flashover fault in UHVDC converter station[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2019, 52(10): 934-940.
- [19] 傅聪, 黄一钊, 吕习超, 等. 全光纤电流互感器在特高压柔性直流输电中的应用与维护[J]. 电工技术, 2022(6): 99-101.
FU Cong, HUANG Yizhao, LYU Xichao, et al. Application and maintenance of all-fiber current transformer in UHV flexible DC transmission[J]. Electric Engineering, 2022(6): 99-101.
- [20] 曾智翔, 房博一, 吕洋, 等. 一起直流电压互感器电压异常分析及处理[J]. 电力电容器与无功补偿, 2017, 38(5): 87-91.
ZENG Zhixiang, FANG Boyi, LYU Yang, et al. Abnormal analysis and treatment on voltage of DC voltage transformer[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2017, 38(5): 87-91.
- [21] 彭茂兰. 异步联网工程柔性直流测量异常导致功率反转机理分析和优化策略研究[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(8): 218-223.
PENG Maolan. Mechanism analysis and optimization strategy of active power reversal caused by abnormal measurement of flexible HVDC in asynchronous interconnection project[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(8): 218-223.
- [22] 钱威. 电力系统不良数据辨识及抗差状态估计方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2021.
QIAN Wei. Research on bad data identification and robust state estimation method of power system[D]. Chongqing: Chongqing University, 2021.
- [23] ZANLORENSI E, ASCARI L B, SIMÕESCOSTA A. Bad data processing for hybrid power system state estimation based on block orthogonal methods[J]. Journal of Control, Automation and Electrical Systems, 2022, 33(5): 1442-1456.
- [24] 魏新迟, 徐琴, 柳劲松, 等. 基于同步相量测量的配电网状态估计方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2023, 35(9): 30-39.
WEI Xinchai, XU Qin, LIU Jinsong, et al. Synchronous phasor measurements based distribution network state estimation method[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2023, 35(9): 30-39.
- [25] 张松伟. 电力系统不良数据检测与辨识方法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2020.
ZHANG Songwei. Research on detection and identification of bad data in power system[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2020.
- [26] YANG Z W, LIU H, BI T S, et al. Bad data detection algorithm for PMU based on spectral clustering[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2020, 8(3): 473-483.
- [27] 李清. 基于改进 PSO-PFCM 聚类算法的电力大数据异常检测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(18): 161-166.
LI Qing. Power big data anomaly detection method based on an improved PSO-PFCM clustering algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(18): 161-166.
- [28] 周福举, 王洪寅, 庞吉年, 等. 基于 BP 神经网络的线损不良数据辨识及其预测[J]. 节能, 2020, 39(1): 27-31.
ZHOU Fujun, WANG Hongyin, PANG Jinian, et al. Identification of bad data and prediction of line loss based on BP neural network[J]. Energy Conservation, 2020, 39(1): 27-31.
- [29] 张江南, 雷江龙, 贺勇, 等. 基于 PMU 误差校正的输电线路参数在线辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(19): 130-137.
ZHANG Jiangnan, LEI Jianglong, HE Yong, et al. Transmission line parameter identification method based on PMU error correction[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(19): 130-137.

[30] LIU K Y, LIN W G, BAI Y L, et al. Application of improved GSA algorithm and time series method in bad data identification in power system[C]//2018 15th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV). Singapore. IEEE, 2018:1310-1315.

[31] 栾洪洲, 殷伟, 周飞, 等. 直流控保设备互感器数据异常快速识别策略[J]. 电网技术, 2019, 43(8):2853-2859.
LUAN Hongzhou, YIN Wei, ZHOU Fei, et al. A fast recognition strategy for abnormal transformer data in DC protection and control device[J]. Power System Technology, 2019, 43(8):2853-2859.

[32] 陈艳波, 于尔铿. 电力系统状态估计[M]. 北京: 科学出版社, 2021.
CHEN Yanbo, YU Erkeng. Power system state estimation[M]. Beijing: Science Press, 2021.

[33] 王燕. 应用时间序列分析(第6版)[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2022.
WANG Yan. Applied time series analysis (6th ed.)[M]. Beijing: China Renmin University Press, 2022.

作者简介:



和敬涵

和敬涵(1964),女,博士,教授,研究方向为智能电网、交直流混联输/配电网保护与控制、新能源接入及配网保护、集成网络保护与站域协同保护等(E-mail:jhhe@bjtu.edu.cn);
韦智腾(1997),男,硕士,研究方向为柔性直流保护及不良数据辨识;
李猛(1986),男,博士,副教授,研究方向为直流电网继电保护技术。

A self-correcting method for bad data in flexible DC line protection based on digital twinning

HE Jinghan, WEI Zhiteng, LI Meng, NIE Ming, GAO Changxia, ZHANG Haiyu
(School of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: DC line protection is the key to the development of flexible DC grids, and fault identification within 3 ms is required. Existing scholars have proposed a digital twinning based flexible DC line protection method with high speed and sensitivity advantages. However, its reliability is easily affected by transformer measurements, which may lead to protection misoperation. The requirements of DC control protection equipment can be hardly met by existing bad data detection methods with insufficient accuracy and rapidity. Therefore, in order to improve the reliability of this protection method, a self-correcting method of bad data based on the moving average method is proposed in this paper. The predicted value of the measured data is obtained by using the moving average method according to the time sequence characteristics of the steady change of the measured data, and the bad data is detected and corrected by comparing the predicted error and the actual error, without iterative calculation and pre-trained model. The results of a simulation test using the four-terminal flexible DC grid show that the proposed method has higher accuracy and rapidity with good error correction performance than any existing method does, and it can be adapted to the protection method and improve the anti-interference capability as well as the reliability of protection in an effective manner.

Keywords: flexible DC; dynamic state estimation; DC transformers; bad data identification; time series prediction; moving average method

(编辑 吴昊)