

基于波形相似度的同杆双回线路故障识别

杨亮¹, 吴浩¹, 李栋¹, 陈雷¹, 杨杰¹, 刘益岑²

(1. 四川轻化工大学自动化与信息工程学院, 四川 宜宾 644000;

2. 国网四川电力公司电力科学研究院, 成都 610000)

摘要:为提升同杆双回线路保护算法的可靠性,利用同杆双回线路故障后近故障端前行波电流和远故障端反行波电流在波形上的关系,提出了一种基于波形相似度的同杆双回线路故障识别方法。首先利用原始数据计算线路两端的电压、电流暂态量;经相模变换解耦之后,选取同一模量计算两端对应的前行波电流和反行波电流;采用滑动窗的方法提取余弦相似度系数作为特征向量;经SMOTE方法平衡区内外故障样本数据后,引入概率神经网络(Probabilistic Neural Network, PNN)进行区内外故障识别。基于PSCAD/EMTDC的实验结果表明,该方法在多种故障条件下都能够准确识别出区内外故障,并且在高阻接地故障、噪声干扰和CT饱和等情况下也具有较为优异的表现。

关键词:同杆双回线路;行波电流;余弦相似度;概率神经网络;故障识别

中图分类号:TM743

文献标志码:A

引言

由于同杆双回线路占用土地少、建设成本低等优势,在长距离、大容量的输电系统中得到了大力推广。而同杆双回线路特有的架线方式,使其受线间互感影响严重,传统的单回线保护方法越来越不能适应新的保护要求^[1]。对此,众多国内外学者对同杆双回线路进行了研究,如线路的解耦方式^[2-4]、线路运行时的电磁环境^[5]以及相序排列^[6]等。宋国兵等^[7]分析了同杆双回线路接地距离保护不能准确动作的原因,采用逻辑判断式的零序电流补偿方法,解决了距离保护不能准确动作和零序电流导致非故障相误动的问题,但对于不接地故障还缺少相应保护方案。刘宏君等^[8]分析了同杆并架带弱馈线路特征对各种线路保护的影响,但没有形成具体的保护方案。孟远景等^[9]提出一种基于六相序阻抗的距离保护方案,将同杆双回线路视作整体,根据零序补偿系数对不同类型的故障分别进行处理,有效地解决了传统距离保护范围缩小的问题,但过程复杂,不利于实际应用。李伟等^[10]提出了一种能解决双回线跨线故障测距问题的距离保护新算法,但

收稿日期:2021-03-26

基金项目:四川省科技厅项目(2018GZDZX0043;2019YJ0477);人工智能四川省重点实验室项目(2019RYY01);国家电网有限公司科技项目资助项目(521997180016)

作者简介:杨亮(1994-),男,硕士生,研究方向为电力系统及其智能控制,(E-mail)15883882138@163.com

通信作者:吴浩(1980-),男,教授,博士,研究方向为电力系统及其智能控制,(E-mail)wuhao801212@163.com

该算法只适用于金属性短路接地条件,对于高阻接地故障还存在较大不足。叶睿恺等^[11-12]针对同杆双回线路,分别提出了基于初始行波相位差和测量波阻抗的两种同杆双回线路故障识别方法,利用S变换方法,分别计算同端和对端的初始行波相位差、综合和波阻抗及综合差波阻抗,建立相应的保护判据进行区内故障识别,但对不同的故障类型需要选取不同的模量进行计算,操作复杂,可靠性不足。

随着人工智能技术的不断进步,机器学习算法在故障诊断领域中得到了大量应用。陈玉等^[13]利用改进PSO-RBF对光伏功率进行预测,提升了预测精度。谌伦作等^[14]利用网格寻优SVM对GIS局部放电故障进行检测,提升了检测速度和识别准确度。

基于以上研究,通过分析线路故障后的前、反行波电流波形关系,提出一种基于波形相似度的同杆双回线路故障识别方法。该方法通过比较近故障端前行波电流和远故障端反行波电流的波形相似程度,采用滑动窗的方法提取余弦相似度系数作为特征向量,使用概率神经网络(Probabilistic Neural Network, PNN)进行故障识别,能在多种工况下准确的进行故障识别。

1 行波分析

同杆双回线路模型如图1所示, M、N为两端母线;两回线路用 L_1 和 L_2 表示;区外线路PM和NO用 L_3 和 L_4 表示; R_1 — R_6 为靠近母线的行波保护。规定正方向为母线流向线路。 K_1 、 K_2 分别为区内故障和区外故障的故障点位置。

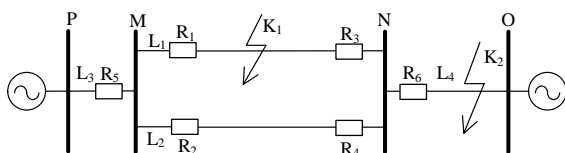


图1 同杆双回线路模型

1.1 区外故障分析

依据叠加定理可知,线路故障状态可以等效为正常状态和故障附加状态的叠加进行分析^[15]。故障行波由

故障附加状态产生。

以单相故障为例,当 K_2 处故障时,行波传播如图2所示。故障后,近故障端N端先检测到前行波 i_{Nf} ;随后, M端检测到反行波 i_{Mb} 。然后 i_{Mb} 经M端反射后变为前行波 i_{Mf} 向N端传播,第二次到达N端。 t 为行波从M端母线传输至N端母线的传输时间。

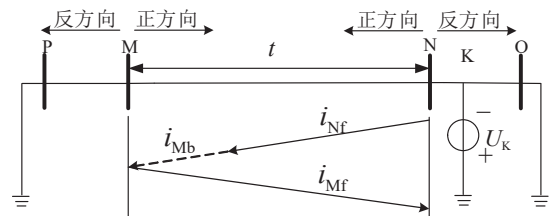


图2 区外故障时行波传播过程

由图2可见,区外故障后,近故障端先检测到故障前行波,远故障端随后检测到故障反行波。由于线路均匀性完好,在 $2t$ 时间内,行波在线路上传播的过程中不会发生折、反射,两行波为同一信号,波形之间的相似程度较高。

1.2 区内故障分析

同样以单相故障为例,当 K_1 处故障时,行波传播如图3所示。故障后,故障反行波分别向两端传播,近故障端N端先检测到反行波 i_{Nb} ,随后经N端边界反射得到故障前行波 i_{Nf} ;远故障端检测到故障反行波 i_{Mb} 。

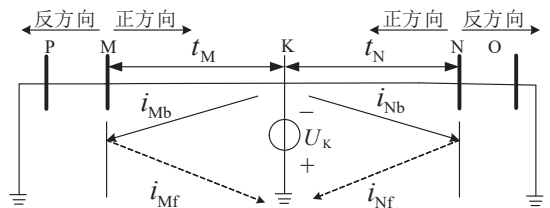


图3 区内故障时行波传播过程

由图3可见,区内故障后,在 $2t$ 时间内,由于故障点和线路间的阻抗特性差异,行波在传输过程中会发生折、反射,两波形间的相似程度逐渐降低。

综合上述分析,区外故障时,近故障端前行波和远故障端反行波的电流波形相似度高;区内故障时,近故障端前行波和远故障端反行波的电流波形相似度逐渐降低。因此,可以利用近故障端的前行波和远故障端反行波电流波形的相似程度对区内、外故障进行

识别。

前、反行波电流的计算公式如下:

$$\begin{cases} i_{Mf} = i_M + u_M/Z_c \\ i_{Mb} = -i_M + u_M/Z_c \\ i_{Nf} = i_N + u_N/Z_c \\ i_{Nb} = -i_N + u_N/Z_c \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中: i_{Mf} 、 i_{Nf} 为两端的前行波电流; i_{Mb} 、 i_{Nb} 为两端的反行波电流; u_M 、 u_N 为两端的电压; i_M 、 i_N 为两端的电流; Z_c 为线路上的波阻抗。

1.3 仿真验证

为了验证理论分析的正确性,分别以区内单回线故障和区外故障中的典型故障为例,进行了仿真验证。

(1)单回线故障仿真分析

图4所示为在距N端150 km处在故障初始角 60° ,过渡电阻 200Ω 条件下 L_1 线路发生A、B相短路接地故障时的行波电流波形。

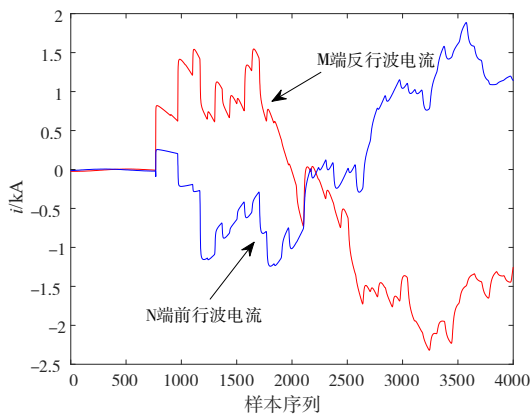


图4 单回线故障行波电流波形

从图4可以看出,发生故障后N端的前行波电流波形和M端的反行波电流波形相似度较低,且两端波形相似度会随着传输时间发生变化。

(2)区外故障仿真分析

图5所示为距N端100 km处在故障初始角 45° ,过渡电阻 200Ω 条件下发生A、C相短路接地故障时的行波电流波形。

从图5可以看出,发生故障后N端的前行波电流波形和M端的反行波电流波形相似度较高,且两端波形相似度不会随着行波传输时间发生改变。

综上所述可知,区内故障时,近故障端前行波和远

故障端反行波的电流波形相似程度较低;区外故障时,近故障端前行波和远故障端反行波的电流波形相似程度较高。仿真验证了理论分析的正确性,可以使用波形相似度特征进行故障识别。

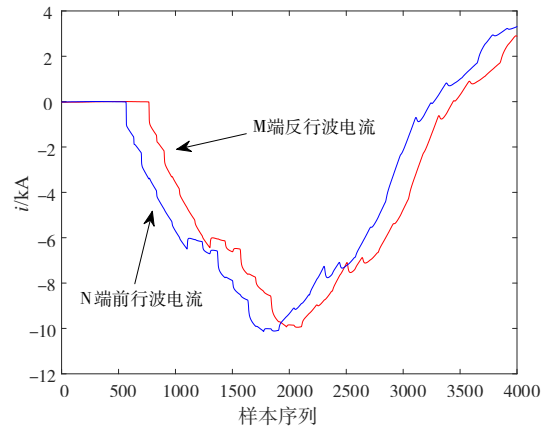


图5 区外故障行波电流波形

2 基于波形相似度的故障识别算法

利用余弦相似度函数衡量故障前后、反行波电流波形的相似程度,通过提取相似系数特征输入概率神经网络进行故障识别。

2.1 方法引入

2.1.1 余弦相似度

余弦相似度是在几何空间上利用两个变量间夹角的余弦值来度量变量的相似性^[16]。余弦相似度算法能很好的识别数据变化趋势,由下式计算:

$$R(x,y) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2}} \quad (2)$$

式(2)中, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 、 $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ 均是长度为 n 的变量。 $R(x,y)$ 为余弦相似系数,取值为 $[-1, 1]$;当取值为正时,两组数据正相关;当取值为负时,两组数据负相关;当取值为零时,两组数据不相关。

(2)SMOTE算法

分类模型在对不平衡样本进行训练时,分类模型会向多数类样本偏移;针对此问题,可以使用SMOTE算法进行处理,平衡训练样本。

SMOTE算法通过随机线性插值的方式在邻近的少数类样本之间增加少数样本数量,实现样本平衡。SMOTE算法的生成思路为:对于每个区外样本 x ,在其最近邻样本中随机选取一个样本 y ,然后在 x,y 的欧式距离之间随机生成一个新的区外样本^[17]。

2.1.2 概率神经网络

概率神经网络是统计方法和前馈神经网络相结合的一种神经网络模型,常用于模式分类,具有训练时间短,可扩充性强,实时性强等优点。

(1)结构组成

概率神经网络(PNN)主要由径向基神经元和竞争神经元组成,具有很强的鲁棒性和容错性。其结构主要包括:输入层、隐含层、求和层和竞争层^[18]。PNN结构图如图6所示。

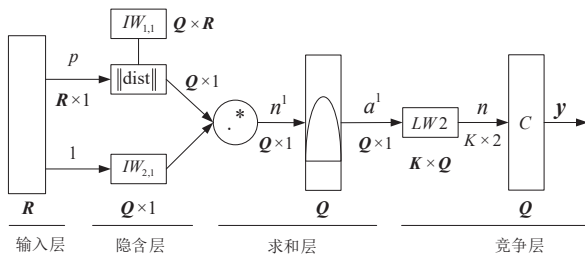


图6 PNN结构图

输入层:输入训练样本和测试样本,神经元个数为样本的属性个数。

隐含层:也称作径向基层,用于计算测试样本与训练样本的距离 ϕ_{ij} ,得到两者之间的近似程度^[19]。输入的测试样本 x 与隐含层中第 i 类的第 j 个中心所确定的输入输出关系如下:

$$\phi_{ij}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma^d} \exp\left(-\frac{(x-x_{ij})(x-x_{ij})^T}{\sigma^2}\right) \quad (3)$$

式(3)中, σ 为平滑因子, d 为样本属性个数, i 为样本类型,取值为0或1, x_{ij} 为第 i 类的第 j 个中心矢量。

求和层:将所有与输入样本有关的类别联系起来做加权平均。求和层的输出关系如下:

$$S_i = \frac{\sum_{j=1}^{N_i} \phi_{ij}}{N_i} \quad (4)$$

式(4)中, N_i 为某类型的中心矢量个数, S_i 为测试样本的关系输出。

竞争层:用竞争传递函数对概率向量进行选择,取最大的类别作为输出类别^[20]。

(2)诊断原理

由于两端故障波形特性,提取的特征数据存在一定重叠,而在PNN的求和层中将输入特征相关的类别做加权平均,有助于增加不同样本类别区分度。PNN具有Bayes后验概率输出的特点,无需进行权值训练,输入层和隐含层的权值被设置成各类训练样本^[21]。PNN诊断是一种基于统计学的判别过程^[22]。设两种已知故障形式为 β_1, β_2 ,故障特征为 X 。则存在两种情况:

$$\begin{cases} H_1 L_1 F_1(X) > H_2 L_2 F_2(X) \text{ 时, } X \in \beta_1 \\ H_1 L_1 F_1(X) < H_2 L_2 F_2(X) \text{ 时, } X \in \beta_2 \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中, H_1, H_2 分别为 β_1, β_2 的先验概率, $H_1 = N_1/N, H_2 = N_2/N; N_1, N_2$ 分别为 β_1, β_2 的对应样本数; N 为样本总数。 L_1 是 β_1 错判为 β_2 的代价因子, L_2 是 β_2 错判为 β_1 的代价因子; F_1, F_2 分别为 β_1, β_2 的概率密度函数。

概率密度计算公式为:

$$f(x) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{P}{2}}} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \exp\left(-\frac{(x-x_{ai})^T(x-x_{ai})}{2\delta^2}\right) \quad (6)$$

式(6)中, x_{ai} 为 β_1 的第 i 个训练量, m 为 β_1 的训练样本数, δ 为平滑参数, P 为度量空间的维数。

2.2 特征提取

线路故障后,提取两端的电压和电流数据,用故障后固定长度的电压、电流值减去对应上一周期固定长度的电压、电流值,得到两端电压、电流的暂态量。由于同杆双回线路结构复杂,无法直接利用原始故障数据进行分析,可以经过相模变换后使用单一模量进行分析。

(1)相模变换

同杆双回线路耦合复杂,进行故障分析时可以解耦成单相系统进行分析^[23]。采用王守鹏等^[24]提出的相模变换矩阵 M ,其变换矩阵如式(7)所示:

$$M = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 & 5 & 5 & 5 \\ 5 & -1 & -4 & 5 & -1 & -4 \\ 5 & -4 & -1 & 5 & -4 & -1 \\ 5 & 5 & 5 & -5 & -5 & -5 \\ 5 & -1 & -4 & -5 & 1 & 4 \\ 5 & -4 & -1 & -5 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

电压暂态量 ΔU 、电流暂态量 ΔI 与电压模量 ΔU_m 、电流模量 ΔI_m 的变换关系如式(8)所示:

$$\begin{cases} \Delta U = M \cdot \Delta U_m \\ \Delta I = M \cdot \Delta I_m \end{cases} \quad (8)$$

取同向1模量电压和电流,按式(8)计算近故障端前行波和电流远故障端反行波电流。

(2)波形相似度特征提取

仿真结果表明,故障后1/2周期的信号中有大量故障信息,考虑速动性和保护动作时间要求,对故障后1/4周期提取特征信息,用于故障识别。

采用余弦相似度系数度量近故障端的前行波电流和远故障端的反行波电流波形之间的相似度。系统采样频率为200 kHz,信号频率为50 Hz。对故障后5 ms的数据采用步长为0.5 ms,窗宽为2 ms滑动窗进行相似度特征提取,构建特征维数为6的特征向量 $R = [R1, R2, \dots, R6]$ 用于PNN分类器进行区内外故障识别。

(3)故障识别流程

同杆双回线路故障后,提取两端的故障数据。其故障识别流程如图7所示。

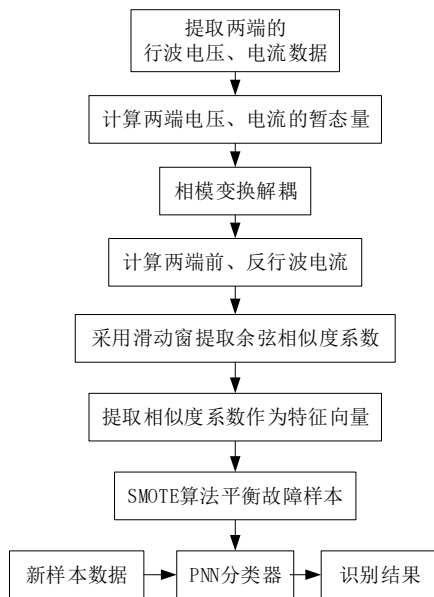


图7 故障识别流程

3 实验验证

参照图1建立仿真模型,采用双端500 kV供电模式,区内线路MN长300 km,区外线路NO长150 km。通过改变模型的故障类型、过渡电阻和故障初始角等参数进行仿真,并采集数据。

为便于对故障情况进行介绍,L₁、L₂线路用1、2表示,接地故障用G表示。以1A2BG为例,它表明L₁线路的A相与L₂线路的B相发生短路接地故障。

3.1 训练样本构成

为了更全面的分析故障情况,遍历了能进行电气识别的所有故障类型,包括63种区内接地故障和55种区内非接地故障和11种区外故障。针对每种故障类型,分别设置10组不同故障初始角参数,然后采集数据,共得到1170组区内样本数据和110种区外样本数据。采用SMOTE方法对区外故障样本进行扩充,得到1100组区外故障样本,将2270组样本用于PNN分类器模型的训练。

3.2 训练和测试结果

(1)模型训练

将训练样本输入PNN网络进行训练,得到一个PNN分类器模型。该PNN模型对于训练样本的识别结果如图8所示。

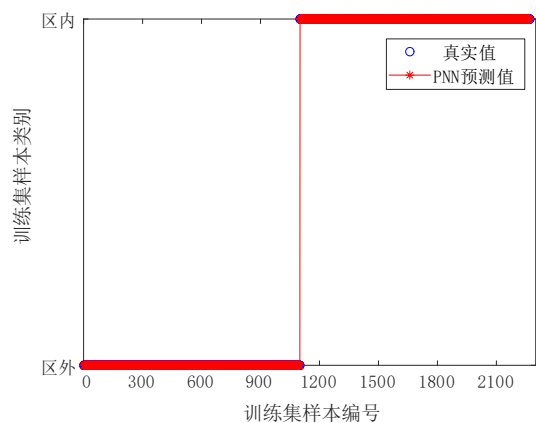


图8 训练集预测结果

从图8中可以看出,该PNN分类器模型能够准确地识别区内/外故障。

(2)模型测试

为检验该方法对新数据的识别效果,分别在不同故障类型、不同故障初始角、不同过渡电阻等情况下采集故障样本数据进行测试。测试结果如图9所示。

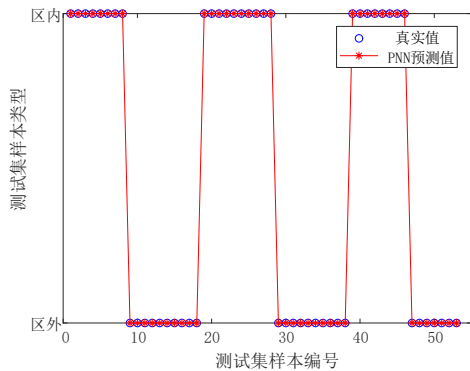


图9 不同工况下的测试结果

图9中,编号1—18是不同故障类型条件时区内外故障样本的测试结果;编号19—38是不同故障初始角条件时区内外故障样本的测试结果;编号39—54是不同过渡电阻情况下区内外故障样本的测试结果。

由图9可见,该算法不受故障类型、过渡电阻和故障初始角的影响,由此可知,基于波形相似度的故障识别算法在不同工况下都能够准确的识别区内/外故障。

3.3 性能分析

(1) 抗CT饱和

在M端加上CT饱和,采集区内/外故障的故障样本输入PNN分类器进行故障识别,测试结果见表1。从表1可以看出,该算法具有很好的抗CT饱和能力。

表1 抗CT饱和测试

故障区间	故障类型	故障初始角/°	过渡电阻/Ω	距N端距离/km	识别结果
区内故障	2BCG	15	0	100	区内故障
	1A2BCG	30	100	150	区内故障
区外故障	BCG	60	300	50	区外故障
	AG	120	500	100	区外故障

(2) 抗噪声干扰

为不失一般性,避开训练集故障条件,采集故障电压、电流数据,加入噪声信号,在不同信噪比情况下提取余弦相似度特征,输入到PNN分类器进行测试,测试结果见表2。

表2 噪声干扰测试

故障区间	故障类型	故障初始角/°	过渡电阻/Ω	SNR/dB	识别结果
区内故障	1A2BCG	60	200	30	区内故障
				40	区内故障
				50	区内故障
				60	区内故障
区外故障	BCG	90	300	30	区外故障
				40	区外故障
				50	区外故障
				60	区外故障

从表2中数据可知,在噪声情况下,该方法能够较好地识别区内/外故障,具有不错的抗噪性能。

(3) 故障位置的影响

为探究该方法对线路保护的范,对区内发生B相同名相短路接地故障进行仿真分析,表3所示为在不同位置上进行故障仿真得到的测试结果。

表3 故障位置测试

故障区间	故障类型	过渡电阻/Ω	故障初始角/°	故障位置距N端/km	识别结果
区内故障	1B2BG	300	60	2	区内故障
				5	区内故障
				10	区内故障
				50	区内故障
				100	区内故障
				280	区内故障
				299	区内故障

从表3可看出,该方法不受故障位置的影响,在故障点靠近两端母线的极端情况下依然能够正确识别故障,从而能够保护线路全长。

(4) 对比实验

为验证本文所用分类器的性能,将其与BP、SVM、RF等分类器进行对比实验。为了保证实验的可靠,统一使用本文的特征向量输入分类器进行故障识别,且均采用默认参数。各种分类器的识别结果见表4。

表4 各种分类器性能对比

神经网络算法	测试集准确率/%
PNN	100
BP神经网络	95
SVM(SupportVectorMachines)	97
RF(RandomForest)	99

由于PNN结构简单,无需进行参数调节,且继承了后验概率输出的优点,可以得到较高的准确率;而其它分类器未进行参数调整,识别效果未达到最佳,故在识别准确率上有所不足。从表4中可以看出,使用PNN分类器的识别准确率要高于其它分类器,表明本文所提算法具有更好的识别效果,可以有效解决同杆双回线路故障识别问题。

4 结 论

通过分析区内外故障行波波形的相似度变化,提出

了一种基于波形相似度的同杆双回线路故障识别方法,得到如下结论:

(1) 区外故障时,近故障端的前行波和远故障端反行波的电流波形相似度较高;区内故障时,近故障端前行波和远故障端反行波的电流波形相似度较低。

(2) 文中所提方法不受故障初始角、故障过渡电阻和故障类型等因素的影响,在多种故障条件下能够准确的识别出故障区域,可靠地保护线路全长,并且在高阻故障、抗噪声干扰和CT饱和方面也有优良的性能。

参考文献:

- [1] 梁振锋,宋国兵,康小宁,等.数字化变电站同杆并架平行双回线路保护的研究[J].西安理工大学学报,2012,28(4):444-448.
- [2] 张奋强,卢继平,梁沛.基于疏松耦合变压器零序解耦模型的同杆双回线路故障计算[J].电力系统自动化,2016,40(4):98-104.
- [3] WANG S,ZHAO D,SHANG L.Fault location for incomplete-journey double-circuit transmission lines on same tower based on identification of fault branch[J].Journal of Electrical Engineering & Technology,2017,12(5):1754-1763.
- [4] TANAKA K,YAMATO N,KANAO N,et al.Touch fault calculation method on transmission lines stringing on the same tower based on symmetrical coordinate method[J].Electrical Engineering in Japan,2019,206(2):16-24.
- [5] 潘茜雯,罗日成,唐祥盛,等.500kV同塔双回紧凑型输电线路电磁环境分析[J].高压电器,2017,53(11):183-190.
- [6] 周宁,舒展,苏永春,等.同塔双回线相序排列方式的选取方法研究[J].江西电力,2019,43(10):2-5.
- [7] 宋国兵,刘志良,康小宁,等.一种同杆并架双回线接地距离保护方案[J].电力系统保护与控制,2010,38(12):102-106,14.
- [8] 刘宏君,左金泉,岳蔚,等.同杆并架带弱馈线路保护问题分析[J].电力系统保护与控制,2010,38(10):125-127,34.
- [9] 孟远景,郝安河,李瑞生,等.同杆双回线的六相序阻抗距离保护方案研究[J].电力系统保护与控制,2010,38(6):12-17.
- [10] 李伟,毕天姝,徐振宇,等.同杆双回线跨线接地故障的距离保护算法研究[J].中国电机工程学报,2013,33(7):131-138,9.
- [11] 叶睿恺,吴浩,董星星.基于初始行波相位差的同杆双回输电线路故障识别[J].电力系统保护与控制,2019,47(3):118-128.
- [12] 叶睿恺,吴浩,董星星.基于测量波阻抗的同杆双回输电线路故障识别[J].浙江大学学报(工学版),2019,53(12):2412-2422.
- [13] 陈玉,吴长林,高文根.基于改进PSO-RBF神经网络的光伏功率预测[J].四川轻化工大学学报(自然科学版),2020,33(3):40-45.
- [14] 谌伦作,干树川,胡骏.网格寻优 SVM 在 GIS 局部放电故障检测中的应用[J].四川理工学院学报(自然科学版),2018,31(5):56-62.
- [15] 戴志辉,张程,刘宁宁,等.基于反行波差值的特高压直流线路纵联保护方案[J].电力系统保护与控制,2019,47(21):1-10.
- [16] 戴志辉,刘雪燕,刘自强,等.基于电流故障分量的柔直配电网线路纵联保护原理[J].高电压技术,2021,47(5):1684-1695.
- [17] 黄建明,李晓明,瞿合祚,等.考虑小波奇异信息与不平衡数据集的输电线路故障识别方法[J].中国电机工程学报,2017,37(11):3099-3107,365.
- [18] 田诗晨,徐玉丹,李瑀馨.基于Bagging-PNN算法的树叶分类方法优化[J].自动化与仪表,2020,35(8):52-55,61.
- [19] 张翠军,赵娜.基于概率神经网络改进的PNN_GrabCut算法[J].激光与光电子学进展,2021,58(2):243-250.

- [20] 罗新,牛海清,宋廷汉,等.基于S变换和概率神经网络的局部放电特征提取及放电识别方法[J].南方电网技术,2020,14(7):17-23.
- [21] 李婉婉,李国宁.基于GMM聚类 and PNN的道岔故障诊断研究[J].控制工程,2021,28(3):429-434.
- [22] 安源,张智恒.基于PNN的电力变压器故障诊断[J].电气应用,2020,39(11):12-17.
- [23] 汤兰西,董新洲.半波长交流输电线路行波差动电流特性的研究[J].中国电机工程学报,2017,37(8):2261-2270.
- [24] 王守鹏,赵冬梅,袁敬中,等.一种用于同塔双回线故障定位的新相模变换法[J].西安理工大学学报,2020,36(3):432-438.

引用格式:

中文:杨亮,吴浩,李栋,等.基于波形相似度的同杆双回线路故障识别[J].四川轻化工大学学报(自然科学版),2021,34(6):71-78.

英文: YANG L, WU H, LI D, et al. Fault identification of double-circuit transmission lines on the same tower based on wave form similarity[J]. Journal of Sichuan University of Science & Engineering(Natural Science Edition), 2021, 34(6): 71-78.

Fault Identification of Double-Circuit Transmission Lines on the Same Tower Based on Waveform Similarity

YANG Liang¹, WU Hao¹, LI Dong¹, CHEN Lei¹, YANG Jie¹, LIU Yicen²

(1. Automation and Information Engineering, Sichuan University of Science & Engineering, Yibin 644000, China;

2. Electric Power Research Institute of State Grid Sichuan Electric Power Company, Chengdu 610000, China)

Abstract: In order to improve the reliability of the protection algorithm for double-circuit lines on the same tower, using the relationship between the forward wave current at the near-fault end and the back-travel wave current at the far-fault end after the failure of the double-circuit line on the same tower, a new method based on waveform similarity is proposed. Fault identification method for double circuit lines on the same tower. First use the original data to calculate the voltage and current transients at both ends of the line; after phase mode transformation and decoupling, select the same modulus to calculate the corresponding forward wave current and reverse wave current at both ends; use the sliding window method to extract the cosine similarity. The coefficient is used as a feature vector; after the SMOTE method balances the internal and external fault sample data, Probabilistic Neural Network (PNN) is introduced to identify the internal and external faults. The experimental results based on PSCAD/EMTDC show that the method can accurately identify internal and external faults under various fault conditions, and it also has excellent performance under high-resistance ground faults, noise interference and CT saturation.

Key words: double circuit line on the same tower; traveling wave current; cosine similarity; probabilistic neural network; fault identification