

文章编号:1671-251X(2015)10-0032-05

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2015.10.009

马草原,罗艳芳,李春晓,等.基于局部全局一致性学习算法的故障选线方法[J].工矿自动化,2015,41(10):32-36.

基于局部全局一致性学习算法的故障选线方法

马草原¹, 罗艳芳¹, 李春晓¹, 崔连华²

(1. 中国矿业大学 信电学院, 江苏 徐州 221008;

2. 国网山东省电力公司济宁供电公司, 山东 济宁 272000)

摘要:针对现有故障选线方法用于中性点经消弧线圈接地系统或相电压过零点附近发生故障时选线不准确的问题,提出一种基于局部全局一致性学习算法的小电流选线方法,即首先对线路接地故障原始信号进行傅里叶变换,然后将各故障信号的特征量输入局部全局一致性学习算法,通过标签循环传递判断故障特征信号,从而选出故障线路。通过 Matlab 仿真模型与实验室测试平台对该方法进行了研究,结果表明该方法具有较高的选线可靠性与准确性。

关键词:煤矿电网;小电流接地;故障选线;小电流选线;局部全局一致性学习算法

中图分类号:TD632

文献标志码:A

网络出版时间:2015-09-29 14:47

网络出版地址:<http://www.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20150929.1447.009.html>

Fault line selection method based on local global consistency learning algorithm

MA Caoyuan¹, LUO Yanfang¹, LI Chunxiao¹, CUI Lianhua²

(1. School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China;

2. Jining Branch of State Grid Shandong Electric Power Co., Jining 272000, China)

Abstract:For inaccurate line selection problem of existing fault line selection methods used in power system connected to earth through an arc suppression coil or fault selection for phase voltage zero-crossing point, a kind of small current line selection method was proposed which was based on local global consistency learning algorithm. In the method, primary grounding fault signals are processed by Fourier transform firstly, then characteristic value of each fault signal is processed by local global consistency learning algorithm, and fault characteristic signals are judged through cyclical transmitting labels at last, so as to select fault line. The Matlab simulation and laboratory testing results verify that the method has higher reliability and accuracy of fault line selection.

Key words:power network of coal mine; small current grounding; fault line selection; small current line selection; local global consistency learning algorithm

0 引言

目前煤矿电网选线装置主要采用群体比幅比相法、有功分量法、首半波法等选线方法,均存在一定局限性。群体比幅比相法应用广泛,但当系统中线

路支路比较少,且存在1条长线路时,若该长线路发生接地故障,则各线路零序电流之间的区别非常小,易发生错选、误选现象,另外,该方法不适用于谐振接地系统。有功分量法通过比较各线路之间的零序电流有功分量的大小和方向实现选线,对零序电流

收稿日期:2015-03-19;修回日期:2015-08-31;责任编辑:李明。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51107143);江苏省自然科学基金资助项目(BK20130187)。

作者简介:马草原(1978—),男,河北承德人,副教授,博士,研究方向为智能电器与供配电安全,E-mail:1059094740@qq.com。

互感器要求较高,且采样不同步可能导致该方法失败^[1-3]。首半波法可以检测到不稳定的接地故障,但在故障发生时暂态信号较为复杂、干扰较多的情况下,容易引起误判,特别是故障发生在相电压接近零时,暂态信号值较小,影响首半波信号的提取。上述选线方法,不论是稳态方法还是暂态方法,都不能很好地适应复杂的井下供电线路,加上接地特征复杂,故障电流在故障前后变化非常小,不易检测,导致选线准确度和灵活性受到限制^[4-5]。

局部全局一致性学习算法能够获得良好的分类精度,且需要确定的控制参数少,应用简便^[6-8]。本文采用该算法进行井下供电线路的故障选线,并通过仿真及测试验证了该方法选线准确率高,特别适用于中性点经消弧线圈接地系统及发生在相电压过零点附近的故障类型。

1 基于局部全局一致性学习算法的故障选线方法

局部全局一致性学习算法首先利用图论策略来建立数据集的 k 近邻图模型,将每个标记样本点和未标记样本点作为图的顶点,样本之间的相似度由连接2个点之间边的权值来反映;然后在图上构造一个简化的目标函数,使其不受参数 α (α 反映样本点与其近邻的关系, $\alpha \in (0,1)$)的影响;最后,根据每个点与相邻点的相似度,将各个点的标签传递给最邻近点,同时将已标记样本点的标签在每次传递过程中强制填回,直到达到全局稳定状态为止^[9-10]。

当配电网发生接地故障时会产生不对称零序电流,可利用电流互感器采集各线路的零序电流信号,并对采集信号进行以下处理。

(1) 对采集信号进行傅里叶变换,得到所需的3个故障特征量:零序电流基波幅值、5次谐波幅值和有功电流分量幅值。在某条线路发生故障的情况下,根据不同合闸角、接地时间、过渡电阻、补偿度等,进行接地故障实验,取部分线路得到的故障特征量信号组成已标记样本集,剩余数据组成未标记样本集。

(2) 利用局部全局一致性学习算法处理采集到的故障特征量数据,根据已标记样本集来归类未标记样本集,从而判断未标记样本集数据代表哪条线路发生接地故障。

以下为基于简洁局部全局一致性学习算法的故障选线步骤:

(1) 定义初始目标函数矩阵 $\mathbf{F}$,表示每个样本的标注概率 F_{ij} (i, j 分别为 $\mathbf{F}$ 的行数与列数)。

$$F_{ij} = \begin{cases} 1, & x_i \in c_j \\ 0, & x_i \notin c_j \end{cases} \quad (1)$$

式中: x_i 为 $\mathbf{F}$ 中的第 i 行数据; c_j 为某一样本类别。

计算所有样本间的欧氏距离 $D = (\|x_i - x_j\|^2)^{1/2}$, x_j 为 $\mathbf{F}$ 中的第 j 列数据。根据 D 选取每个样本的 k 个近邻,构造 k 近邻图。为了获得较好的分类效果,令 $k=4$ 。

(2) 计算邻接矩阵 $\mathbf{W}$ 中的元素:

$$w_{ij} = \begin{cases} e^{-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\beta}}, & x_j \in N(x_i) \\ 0, & x_j \notin N(x_i) \end{cases} \quad (2)$$

式中: β 为可调参数, $k=4$ 时取 $\beta=180.5$; $N(x_i)$ 为未标记样本的 k 个近邻组成的数据集。

(3) 计算正则化近邻图的拉普拉斯矩阵 $\mathbf{S}$ 。

(4) 根据 $\mathbf{F}(t+1) = \mathbf{S}\mathbf{F}(t)$ 更新样本的标签概率。

(5) 重复步骤(2)、步骤(3),直到 $\mathbf{F}$ 收敛到一个确定值为止。

(6) 为每个未标记样本标出标签 $f_i = \arg \max_{j \leq c} F_{ij}^*$,其中 c 为样本类别数, F_{ij}^* 为收敛之后 x_i 属于 c_j 类的概率。

在步骤(3)中,将初始标签信息强制填回,参与下一轮标签传递,确保已标记样本不随标签的全局传递而改变。

2 仿真模型的建立及特征量获取

2.1 模型建立

在Matlab环境下搭建110 kV/10 kV供电线路仿真模型,如图1所示。变压器采用Y/Y₀型接线。线路 l_1 与 l_3 为架空线,线路 l_2 与 l_4 为电缆线。各线路长度: $l_1=23$ km, $l_2=30$ km, $l_3=25$ km, $l_4=15$ km。架空线参数:正序电阻为0.17 Ω /km,零序电阻为0.23 Ω /km,正序电感为 1.36×10^{-3} H/km,零序电感为 3.872×10^{-3} H/km,正序电容为 6.1×10^{-8} F/km,零序电容为 2.276×10^{-8} F/km。电缆线参数:正序电阻为0.024 Ω /km,零序电阻为0.196 Ω /km,正序电感为 5.16×10^{-4} H/km,零序电感为 3.98×10^{-4} H/km,正序电容为 3.08×10^{-7} F/km,零序电容为 2.03×10^{-7} F/km。

2.2 特征量获取

利用仿真模型分别在中性点不接地和经消弧线圈接地(采用过补偿方式,补偿度为15%)情况下,在线路 l_1, l_2, l_3, l_4 的10%和90%处,合闸角为0,

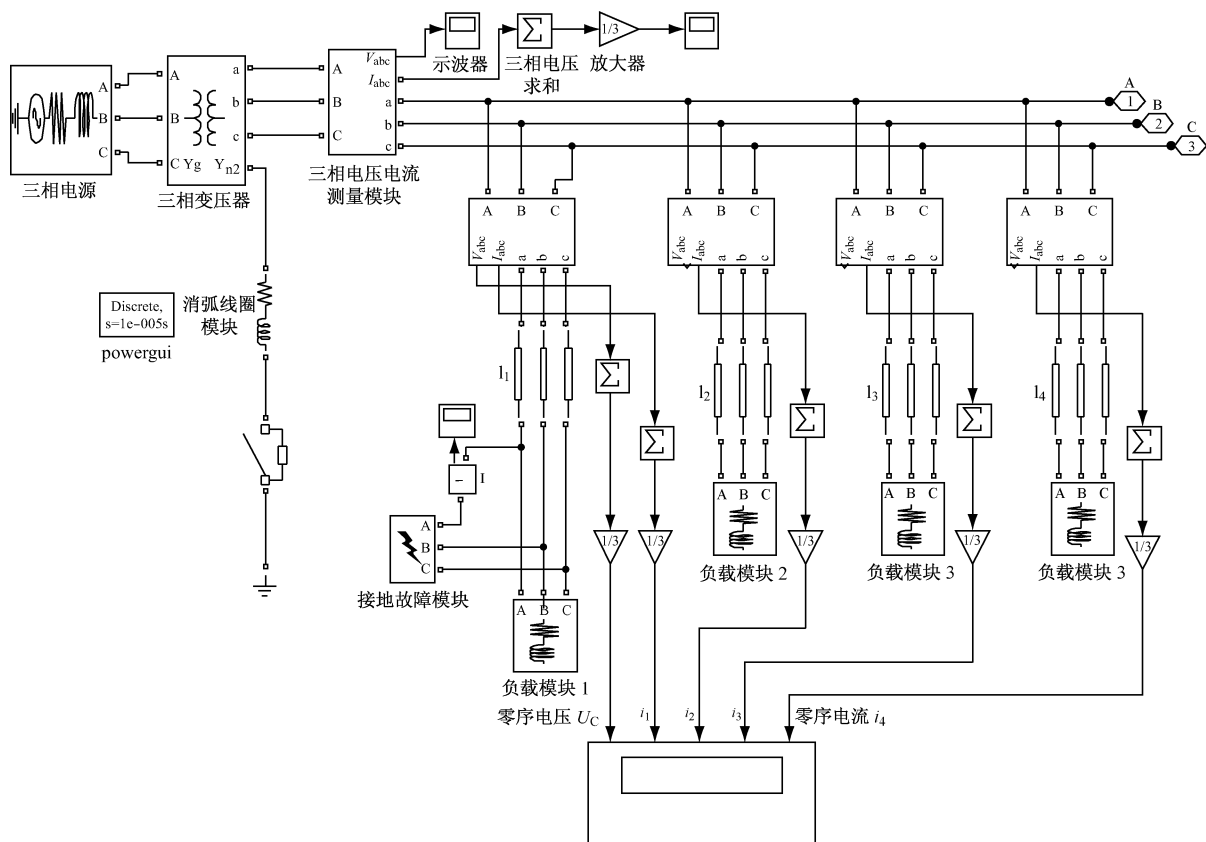


图 1 110 kV/10 kV 供电线路仿真模型

$\pi/4, \pi/2, A, B, C$ 三相过渡电阻为 $0, 0.5, 50, 500 \Omega$ 时进行小电流接地实验, 采样频率为 10 kHz 。每次故障可采集 4 个零序电流信号, 共采集 $2 \times 4 \times 2 \times 3 \times 4 \times 3 \times 4 = 2\,304$ 个零序电流信号。

将 2 304 个零序电流信号分为 2 组,分别为中性点不接地和中性点经消弧线圈接地情况下采集到的各 1 152 个零序电流信号。利用 FFT 算法分别从零序电流信号中提取零序电流基波幅值、5 次谐波幅值和有功电流分量幅值,并以线路 l_1-l_4 零序电流基波幅值、5 次谐波幅值、有功电流分量幅值依次排列,组成 2 个 $1\ 152 \times 12$ 的矩阵,分别记为测试样本集 Data1(中性点不接地情况)和 Data2(中性点经消弧线圈接地情况)。

以测试样本集 Data1 为例,在其中的 1 152 组数据中随机抽取 48 组数据,再以线路 l_1 为例,取其不同故障条件下采集的 4 组(越多越好)数据,标记为 1,作为已标记样本;剩余的 44 组数据(包括线路 l_1 发生接地故障与未发生接地故障时采集的数据)标记为 2,作为未标记样本。经过基于局部全局一致性学习算法的故障选线步骤处理后,未标记样本中的部分数据组被标记为 1,说明该部分数据组为线路 l_1 发生接地故障时采集的数据,没有发生变化的说明线路 l_1 正常。其他线路处理步骤与之相同。

3 仿真结果及分析

设 N 为标记数据组个数。当 $N=10, k=4$ 时, 对测试样本集 Data1 和 Data2 做 50 次随机样本抽取实验, 选线结果如图 2 和图 3 所示。

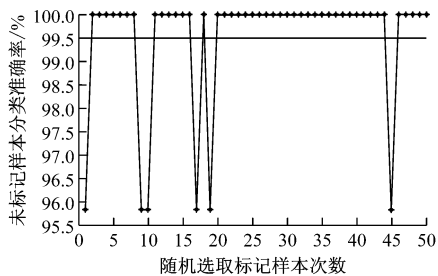


图 2 中性点不接地系统选线正确率

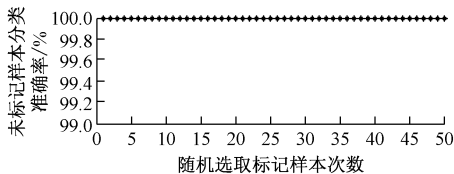


图 3 中性点经消弧线圈接地系统选线正确率

由图 2、图 3 可看出,在测试样本集 Data1 和 Data2 每 50 组实验中,中性点不接地情况下未标记样本分类正确率为 95.8%~100%,平均为 99.5%;消弧线圈补偿情况下,未标记样本分类正确率为

100%,说明该方法对经消弧线圈补偿后的供电线路故障选线具有很高的可靠性。

由于标记个数 N 和近邻数 k 对选线结果有影响,在实验中取每类标记个数 $N=4,5,\cdots,10,k=2,3,\cdots,6$,以检测未标记样本的分类准确率。每组实验进行 50 次,取其平均值,结果见表 1、表 2。

表 1 中性点不接地不同标记个数下的选线正确率

标记 个数	选线正确率/%				
	$k=2$	$k=3$	$k=4$	$k=5$	$k=6$
$N=4$	85.54	91.84	86.83	88.25	88.83
$N=5$	91.68	95.28	90.66	89.75	92.50
$N=6$	94.71	96.86	92.88	91.25	92.50
$N=7$	97.29	98.58	93.75	92.67	92.92
$N=8$	98.66	99.62	96.63	93.92	94.88
$N=9$	99.88	99.75	98.23	96.04	95.38
$N=10$	100	100	93.34	96.38	96.96

表 2 经消弧线圈接地不同标记个数下的选线正确率

标记 个数	选线正确率/%				
	$k=2$	$k=3$	$k=4$	$k=5$	$k=6$
$N=4$	85.79	97.79	98.62	99.71	99.37
$N=5$	95.18	98.66	99.58	100	100
$N=6$	95.08	99.84	99.79	100	100
$N=7$	96.25	100	100	100	100
$N=8$	98.58	100	100	100	100
$N=9$	99.22	100	100	100	100
$N=10$	99.83	100	100	100	100

从表 1、表 2 可看出,一般情况下,平均分类准确率随标记数据组个数的增加而增大,这是因为未标记样本的类标签是从邻点传递过来的,所以每类标记个数越多,分类越准确^[11-12],选线正确率也越高。对于经消弧线圈接地情况下难以判断的线路接地故障,局部全局一致性学习算法能够取得更好的选线效果。

4 测试结果及分析

在实验室环境下搭建了 660 V 低压试验平台,如图 4、图 5 所示,模拟经消弧线圈接地情况下的小电流接地故障,对本文方法进行验证。

该实验平台的线路可采用集总参数,也可以采用分布式参数。本文采用集总参数。三相均采用电容器并联电阻的形式,总的电容值为 239 μF 。消弧线圈的补偿容量为 40 A,二次并联阻尼为 1 Ω 。

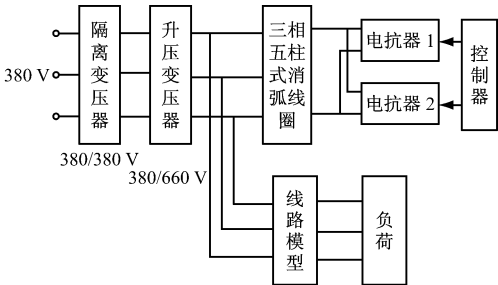


图 4 660 V 低压实验平台连线



图 5 660 V 低压实验平台实物

通过实验平台对金属性、低阻、高阻、不同合闸角、不同补偿度、不同线路、不同位置等接地故障进行测试,分别模拟 A,B,C 三相在不同情况下发生接地故障,部分选线结果见表 3。可看出本文方法针对不同情况下的故障均具有较高的选线准确性,未出现错选或漏选。

表 3 各线路不同故障情况下的选线结果

故障类型	故障线路			
	l_1	l_2	l_3	l_4
0.025 s A 相金属性接地	l_1	l_2	l_3	l_4
0.025 s A 相 50 Ω 接地	l_1	l_2	l_3	l_4
0.025 s A 相 500 Ω 接地	l_1	l_2	l_3	l_4
0.005 s B 相金属性接地	l_1	l_2	l_3	l_4
0.010 s B 相金属性接地	l_1	l_2	l_3	l_4
0.022 5 s C 相金属性接地	l_1	l_2	l_3	l_4
0.022 5 s C 相 50 Ω 接地	l_1	l_2	l_3	l_4

5 结论

(1) 基于局部全局一致性学习算法的小电流选线方法更加直观,具有更良好的分类性能,能够提高选线装置的准确性和实时性。

(2) 局部全局一致性学习算法针对电力系统发生接地故障时故障电流分布趋于一致、故障特征量

不明显的情况具有很好的适应性。

(3) 基于局部全局一致性学习算法的小电流选线方法选线准确率高,在很大程度上降低了误选率和漏选率。

参考文献:

[1] 时丹,邵如平,徐骏.一种小电流接地系统故障选线方法[J].工矿自动化,2013,39(10):77-80.

[2] 李斌,束洪春.基于瞬时实功率和瞬时虚功率的谐振接地系统单相接地选线新方法[J].电工技术学报,2012,27(6):183-190.

[3] GRIFFEL D, HARMMAND Y. A new deal for safety and quality on MV networks[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1997, 12(4): 1428-1433.

[4] 薛永端,徐丙垠,李天友,等.利用暂态信号的配电网小电流接地故障检测技术[J].电力设备,2001,2(3):22-25.

[5] 王晓卫,吴继维,李然月,等.基于 Prony 相对熵的故障投票选线新方法[J].中国电力,2013,46(1):59-64.

[6] 贾可亮,樊孝忠,许进忠.基于 KNN 的汉语问句分类

[J].微电子学与计算机,2008,25(1):156-158.

[7] 朱根标,张凤鸣,董群力.基于核函数和相似度的动态聚类算法[J].微电子学与计算机,2006,23(3):178-184.

[8] 肖宇,于剑.基于近邻传播算法的半监督聚类[J].软件学报,2008,19(11):2803-2813.

[9] BADRINARAYANAN V, GALASSO F, CIPOLLA R. Label propagation in video sequences [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco, 2010: 3265-3272.

[10] WANG F, ZHANG C S. Label propagation through linear neighborhoods [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2008, 20(1): 55-67.

[11] CHAPELLE O, SCHOLKOPF B. Semi-supervised learning[M]. Cambridge: MIT Press, 2006.

[12] ZHOU D Y, BLUSQUET O, LAL T N, *et al.* Learning with local and global consistency [C]// Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems, Massachusetts, 2003: 321-328.