

基于小波神经网络的超高压输电线路 行波测距保护研究

肖 辉, 宋 弘, 吴 浩

(四川理工学院自动化与电子信息学院, 四川 自贡 643000)

摘 要: 针对超高压输电线路的超高速保护而建立人工神经网络模型, 将输电线路行波信息和高频暂态电流信号经小波变换数据预处理, 并提取相关时域和频域特征值之后作为分布式神经网络的输入, 以通过人工神经网络来准确识别线路故障类型、故障位置, 为实现保护的超高速动作提供判据。

关键词: 小波变换; 行波信息; 超高速保护

中图分类号: TP872.1

文献标识码: A

电网建设向着长距离、大规模和超高电压等级发展, 为提高单位走廊输送容量, 减少土地占用, 节约投资, 同杆并架双回线输电方式在我国已得到推广。要提高双回线供电可靠性, 避免发生双回线间复杂故障时无选择跳闸, 继电保护起着极其重要的作用。

1 行波测距式距离保护的 动作特性分析^[1]

输电线路出现故障后, 故障点将产生沿线运动的电压和电流行波, 由于波阻抗不连续, 行波在故障点、故障线路母线及与故障线路相连接的其他线路末端母线发生折、反射。行波的故障特征正是由行波分量之间的折、反射关系确定的, 网络线路如图 1 所示。

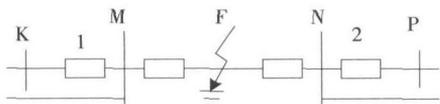


图 1 网络接线示意图

以图 1 为例, 设对线路 KM 段的 K 端进行保护 1 计算, 当正方向区外 F 点发生故障时, 其初始波头在到达 M 母线处时发生折射, 设其电压折射系数为 k_{zm} , 则 K 母线检测到的初始和二次反向行波为

$$u_{k1}(t) = k_{zm} u_f(t - \tau_m - \tau_{mk}) \quad (1)$$

$$u_{k2}(t) = k_{ym} k_{yf} k_{zm} u_f(t - 3\tau_m - \tau_{mk}) \quad (2)$$

由式 (1)、式 (2) 可知, 保护 1 计算出故障距离, 即所测出的故障距离为故障点到对端母线之间的距离

MF。当 MF 的距离小于 MK 线路长度时, 保护 1 会因把区外故障判断为区内故障而误动作。

2 基于小波变换的行波测距式距离保护存在的主要问题

对行波距离保护来说, 要做到集保护和测距为一体需要解决的关键问题是:

(1) 消除对端和相邻母线的影响, 找出与初始波头对应的故障点二次反射波头, 保证测距结果的正确性。

(2) 正确区分区内、外故障, 特别是正方向区内、外故障。

另外, 当故障出现在正方向出口时, 受采样率的限制, 采集到的故障行波初始波头和后续的故障点反射波头相互叠加, 由于不能正确识别故障点二次反射波, 使得计算结果不正确, 这说明行波距离保护在线路出口存在死区。

3 提取和利用故障暂态信号的时-频域特征实现全线超高速动作^[2]

通过建立故障行波的故障特征与小波变换模极大值之间的关系, 构造了一种故障测距和故障定位的方法。

传统行波保护是在时域内检测和识别暂态信号的奇异点(波头)的特征, 而基于故障高频分量的保护是在频域内对暂态信号的检测和识别, 如图 2 所示。

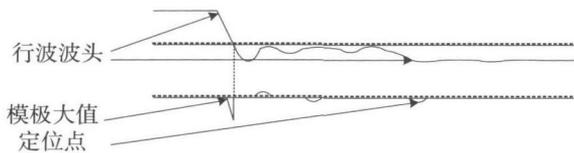


图 2 利用奇异性定位行波波头

由奇异信号的小波变换特性可知, 在小波变换域, 信号的光滑程度能够由不同尺度上小波系数绝对值的衰减来估计, 其定量指标即是信号的奇异性指数 (Lipschitz 指数 α), 它包括全局奇异性指数和短时奇异性指数^[3]。

设 $f(t)$ 在 $[a, b]$ 的小波变换值为 $W_j f(n)$, j 为尺度, n 为区间 $[a, b]$ 的采样点数, 令 $M = \max |W_{2^j} f(n)|$, 则有 $M \leq k^{2^j \alpha}$, 两边取对数有 $\log_2(M) \leq \log_2 k + j\alpha$, 记 $d_j = \log_2[\max |W_{2^j} f(n)|]$, $b = \log_2 k$ 则得到不等式

$$d_j \leq b + j\alpha, j = 1, \dots, J$$

利用最小二乘法, 可以估算出在区间 $[a, b]$ 的李氏指数为:

$$\alpha = \frac{J \sum_{j=1}^J d_j - \sum_{j=1}^J j \sum_{j=1}^J d_j}{J \sum_{j=1}^J j^2 - (\sum_{j=1}^J j)^2}$$

J 的个数取得越多, 则估计得越精确。

4 提取特征值建立样本库^[4]

利用初始行波中的前一两个波头的行波故障信息和高频暂态量频率特性的故障信息, 提取合适的特征值, 建立样本库, 通过分布式神经网络将两种信息结合起来, 实现保护优势互补, 以获得最优算法及最佳的保护特性, 期望能准确灵敏的实现全线超高速故障检测。

利用小波变换进行数据预处理, 通过仿真实验找到最优方法提取合适的特征值建立样本库的基础上, 利用基于 BP 算法的人工神经网络, 进行训练和测试, 找到合适的保护动作判据进行综合判定。

其技术线路如图 3 所示

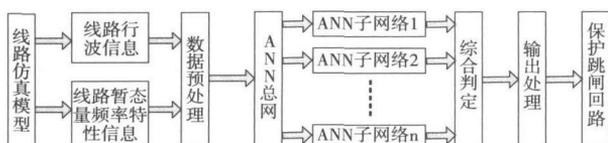


图 3 小波神经网络的保护原理

通过建立分布式人工神经网络模型, 将线路行波和 CT 过来的高频暂态电流信号经小波变换数据预处理提取特征值之后作为分布式神经网络的输入, 必要时加入模糊化模块或用遗传算法等工具优化神经网络。总网和工作子网均为 BP 神经网络。在网络学习过程中, 总网被训练成能够将总任务 (训练集) 分解成 n 个简单的

子任务 (子集), 每个工作子网则以某子集作为自己的训练集, 被训练成能够处理相应的子任务。在工作阶段, 总网对输入集 (总任务) 按已训练好的模式进行分解, 划分出每个工作子网所专长的领域 (子集), 并将其分配给相应任务的工作子网, 各工作子网则负责处理该子任务。这样从整体来说, 网络对一复杂任务实现了分而治之的目的。以便能通过模型来准确识别线路故障类型、故障位置并实现保护的超高速动作。同时对于各种高频暂态特性的干扰, 例如雷电干扰, 合闸脉冲干扰等, 网络模型具有很强的抗干扰性能。

5 EMTP 仿真计算^[5]

5.1 建立 EMTP 仿真模型

由于 EMTP 仿真系统中的电源是直接接地的, 为了对小电流接地系统有一个较好的说明, 本仿真模型采用了几个变压器模型以实现不接地系统的模拟。EMTP 仿真模型如图 4 所示。

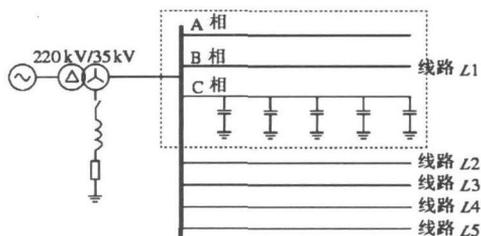


图 4 EMTP 仿真模型

系统参数如下:

E1 电源为: $U_n = 110 \text{ kV}$

系统阻抗为: $X_0 = 9\Omega, X_1 = 4\Omega$

变压器参数为: $\geq Y$ 接线, 短路电压为 10 %。

短路功率为: 345 kW

输电线路的参数为: 采用 π 型等值电路模型, 其中, $Z_1 = 0.1 + j0.4\Omega/\text{km}, C_{10} = 0.0071\mu\text{F}/\text{km}, C_{ab} = C_{bc} = C_{ca} = 0.0016\mu\text{F}/\text{km}$ 。

输电线的长度分别为: $L_1 = 20 \text{ km}, L_2 = 12 \text{ km}, L_3 = 15 \text{ km}, L_4 = 10 \text{ km}, L_5 = 8 \text{ km}$ 。

5.2 训练与测试^[4,6]

将所研究的长度为 20 km 的输电线分成 50 等份, 获得分别在 50 等份处发生 A 相经不同的过渡电阻 (10 Ω 、100 Ω 等) 接地的 100 个样本, 对这些样本按理想输出特性训练, 当故障距离为 10 km, 则不管是多大的过渡电阻, 其理想的输出即为 10。依次类推, 对 100 个样本按本文提出的小波 + 神经网络的算法进行训练, 测距的精度不是很高; 然后将输电线路 200 等分, 获得分别在 200 等分处发生 A 相经不同的过渡电阻接地的 300 个样本, 对这 300 个样本进行训练后, 再对在输电线其他位置经不同过渡电阻故障时的数据进行测试, 得到的测距结果及误差见表 1。

表 1 测距结果及误差

理想输出 (km)	实际输出 (km)	绝对误差 (km)	相对误差 (%)
1.0	0.99996	0.00004	0.0040
2.0	1.99998	0.00002	0.0010
3.5	3.49996	0.00004	0.0011
4.0	3.99996	0.00004	0.0010
5.5	5.49994	0.00006	0.0011
6.0	6.01308	0.01308	0.2180
6.5	6.49996	0.00004	0.0060
7.0	6.99990	0.00010	0.0140
8.0	7.99996	0.00004	0.0050
9.5	9.50004	0.00004	0.0040
10.0	10.00314	0.00314	0.0314
11.5	11.49512	0.00488	0.0424
12.0	11.99998	0.00002	0.0020
13.0	12.99982	0.00018	0.0140
14.5	14.49996	0.00004	0.0030
15.0	14.99992	0.00008	0.0050
16.0	15.99980	0.00020	0.0013
17.0	16.99996	0.00004	0.0020
18.0	17.99978	0.00022	0.0120
19.0	18.99994	0.00006	0.0300

从表 1 可看出,本算法的测距精度较高。人工神经网络能正确地完成训练并在训练的基础上执行诊断任务;人工神经网络的诊断能力(即诊断精度)受训练样本数目的影响,增加训练模式的数目和提高训练模式的表

现能力,会提高网络在有“噪声”情况下的诊断准确性,可以向运行人员提供可能的故障情况。

参考文献:

- [1] 刘扬,向俊杰,付涛.基于小波变换的电力系统故障测距装置启动判据方法[J].四川电力,2009,32(1):43-58.
- [2] 郁惟镛,吴小建,左问,等.基于暂态分量的小电流接地系统故障定位新方案[J].中国电力,1998,31(2):38-41.
- [3] 杨明玉,谭书平,张举.基于小波变换的超高压输电线路暂态保护新原理[J].华东电力,2006,12(3):33-35
- [4] 潘传友,陈幼平,史玉升,等.基于神经网络的智能故障诊断系统的开发研究[J].机械电子,2001,7(4):33-36
- [5] 王旭,王宏,王文辉.人工神经网络原理与应用[M].沈阳:东北大学出版社,2000
- [6] 宋绍云,仲涛.BP人工神经网络的新型算法[J].电脑知识与技术,2009,5(5):1197-1198

Study of EHV Transmission Line Traveling Wave Distance Protection Based on Wavelet Neural Networks

XIAO Hui, SONG Hong, WU Hao

(School of Automation and Electronic Information, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 643000, China)

Abstract Artificial neural network model is established for ultra-high speed protection on EHV transmission lines, we extract relevant time-domain and frequency domain characteristics to be a distributed neural network input after traveling wave information and high-frequency transient signals are pre-processed by wavelet transformation. The fault types and location on EHV transmission lines should be identified accurately through artificial neural network, then it can provide some protection criterion to achieve ultra-high-speed action.

Key words wavelet; traveling wave information; ultra-high speed protection