

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.201171

混合三端直流输电线路故障测距方法研究

高淑萍¹, 姜元月¹, 宋国兵², 高悦¹, 曾子璇¹

(1. 西安科技大学电气与控制工程学院, 陕西 西安 710054; 2. 西安交通大学电气工程学院, 陕西 西安 710049)

摘要: 对混合三端直流输电系统而言, 准确、可靠的故障测距方法可确保故障线路快速恢复, 提高供电可靠性。为了解决混合三端直流输电系统结构复杂性强、线路故障定位难度大等问题, 提出了小波包能量谱结合 BP 神经网络的测距方法。具体的定位方法实现步骤如下: 首先在故障发生时快速进行故障选线。然后把发生故障时在测量点采集到的电压故障分量经过小波包分解重构得到小波包能量, 并将其作为输入样本通过 BP 的非线性拟合能力进行训练。最后将反映故障位置的小波包能量代入即可输出相应的故障距离。仿真结果表明, 该方法耐过渡电阻能力强, 定位的准确度高。

关键词: 混合三端直流输电; 故障定位; 小波包分解; BP 神经网络; PSCAD

Research on a fault location method for a hybrid three-terminal DC transmission line

GAO Shuping¹, JIANG Yuanyue¹, SONG Guobing², GAO Yue¹, ZENG Zixuan¹

(1. College of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

2. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: An accurate and reliable fault location method can ensure quick recovery of a fault line and improve the reliability of power supply in a hybrid three-terminal DC transmission system. In order to solve the problems of complex structure and difficult fault location of such an HVDC transmission system, a location method based on a wavelet packet energy spectrum combined with a BP neural network is proposed. The specific positioning strategies are as follows: first, the fault line is quickly selected when the fault occurs. Then through wavelet packet decomposition and reconstruction, the voltage component collected at the measurement point is converted into wavelet packet energy when the fault occurs. This is used as an input sample to train the nonlinear fitting ability of BP. Finally, the corresponding fault distance can be output by substituting the energy of the wavelet packet which reflects the fault position. From the simulation results, it can be seen that the proposed method is strong in anti-transition-resistance with a high accuracy in fault location.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51777166) and Key Support Projects of the National Natural Science Foundation of China (No. U1766209) and China Scholarship Council Fund.

Key words: hybrid three-terminal DC transmission; fault location; wavelet packet decomposition; BP neural network; PSCAD

0 引言

我国领土广阔、资源丰富, 但能源分布不均衡、经济发展差异大, 造成了电力的发展方式正在进行转变。传统高压直流输电输送距离远、容量大, 可直接把电能送到负荷中心且潮流大小和方向都可控制, 因此应用非常广泛^[1-2]。混合直流输电可大规模

远距离输电, 且制造成本低、可避免换相失败, 现已成为直流输电工程的主流方式^[3]。我国最近几年正在积极地建设混合直流输电工程, 如昆柳龙混合三端直流输电工程以及白鹤滩—江苏特高压直流输电工程, 对我国直流输电系统具有非常重大的意义。

高压直流输电线路传输距离长, 所跨地形及气候复杂, 且线路长时间暴露在空气中, 这使得它在输电系统所有元件中故障率最高, 且故障巡线难度也很大^[4]。因此直流输电线路的故障定位方法在恢复故障线路供电、提高供电可靠性方面起着至关重要的作用^[5]。故障定位的方法一般可分为: 行波法、

基金项目: 国家自然科学基金面上项目资助(51777166); 国家自然科学基金联合基金重点支持项目资助(U1766209); 中国国家留学基金项目资助

故障分析法和智能化测距法^[6-7]。行波法通常不受运行方式、过渡电阻阻值变化的影响^[8], 但首波头的识别与标定困难且需较高的采样频率^[9]。基于分布参数模型的测距法无需较高的采样率, 但会受到线路参数准确性的影响^[10-11]。多测点的故障测距方法, 无需引入经验波速和线路全长, 还可减小由波速变化、线路全长不准而引起的误差, 但对传变设备要求较高^[12]。固有频率法在定位故障时只需采样故障后的一小段信息, 无需识别与标定行波波头, 缺点是提取固有频率主成分复杂^[13]。行波频谱能量通常在固有频率主成分的周围, 含有的故障信息多且方便提取, 所以进行故障测距时, 故障行波频谱能量法更为简单可靠^[14-15]。

行波法中的小波包分析, 对低频和高分部分分解更加细致, 还可根据要求自动选择相应频带以匹配信号频谱, 在电力系统中应用较广^[16]; 人工神经网络是由多个处理单元组成的, 它可以非线性自适应地处理信息, 也可以模拟大脑处理和记忆信息, 在定位预测方面有较大的应用价值^[17]。

基于上述分析, 文中提出了一种利用小波包能量谱结合 BP(Back Propagation)神经网络的故障定位方法。该方法将故障行波电压的小波包能量提取出来作为 BP 神经网络的样本输入, 然后通过神经网络非线性拟合逼近, 进而对高压直流输电线路进行故障定位。仿真结果表明: 该方法能准确识别故障并可可靠定位, 有效解决了高压直流输电线路中行波波头识别困难以及固有频率提取不精准的问题。

1 混合三端特高压输电系统结构

本文以 ± 800 kV 昆柳龙混合三端直流输电工程为原型, 输送容量为 800 万 kW, 分别送向广东、广西, 容量分别为 500 万 kW、300 万 kW, 送端是云南昆明的禄劝县, 受端分别为广东龙门县、广西鹿寨县, 输电线路总长约 1 489 km。其系统结构如图 1 所示, 架空线 1 为 932 km, 架空线 2 为 557 km。

其中送端采用 LCC, 每极换流单元由两个 6 脉动换流器组成。受端采用 MMC, 由多个子模块级联而成, 该结构易于改变子模块串联数量以及电压和功率; 同时降低开关频率, 减少损耗; 且高电平数可以使输出电压更逼近正弦波, 能有效地减少谐波含量。

2 小波包暂态能量谱及 BP 神经网络

2.1 小波包分析理论

从函数理论来看, 小波包变换的本质是将信号投影到小波包基函数形成的空间里。从信号处理的

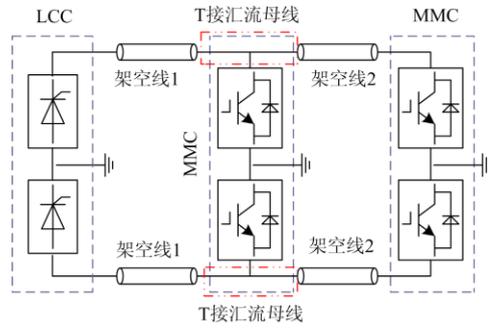


图 1 昆柳龙特高压直流输电线路系统

Fig. 1 Kunliulong UHVDC transmission line system

角度来看, 则是能让信号通过一系列具有不同中心频率、相同带宽的滤波器^[18]。

设 $\varphi(\xi)$ 为尺度函数, $\psi(\xi)$ 为小波函数, 令

$$\begin{cases} \psi_0(\xi) = \varphi(\xi) \\ \psi_1(\xi) = \psi(\xi) \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} \varphi_{2l}(\xi) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h_k \varphi_l(2\xi - k) \\ \psi_{2l+1}(\xi) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} g_k \varphi_l(2\xi - k) \end{cases} \quad (2)$$

式中: h_k 、 g_k 为固定的离散数列, 称为尺度向量; 定义的函数 $\{\psi_n\}$ 称为关于尺度函数 $\varphi(\xi)$ 的小波包。

2.2 小波包能量谱提取

高压直流输电线路发生故障的时候, 故障信号的频率特性随时间的变化而改变, 但小波包变换可以保证能量守恒。小波包分析是在小波分析的基础上扩展而来的, 其对信号的分解与重构更加精细, 且高频部分分辨率更好^[19]。信号的小波包提取指的是根据小波包原理, 按照不同的频带, 将离散信号做正交分解, 然后得到不同频带信号, 将有用信号留下, 不需要的信号删去, 最后按要求进行重构^[20]。因此, 小波包应用价值更高, 对高压直流输电线路故障定位来说, 小波包提供了一个更精细有效的分析方法。图 2 为三层小波包树分解图, S: 原始信号; A: 低频部分; D: 高频部分。数字序号代表小波包分解层数, 对原始信号 S 进行分解后, A_1 、 D_1 分别代表低频部分和高频部分, 以此类推。小波包分解具有如下关系:

$$S = AAA_3 + DAA_3 + ADA_3 + DDA_3 + AAD_3 + DAD_3 + ADD_3 + DDD_3 \quad (3)$$

小波包分解与重构公式可分别表示为

$$\begin{cases} d_l^{j,2n} = \sum_k h_{k-2l} d_k^{j-1,n} \\ d_l^{j,2n+1} = \sum_k h_{k-2l} d_k^{j-1,n} \end{cases} \quad (4)$$

$$d_i^{j-1,n} = \sum_k [\tilde{h}_{i-2k} d_k^{j,n} + \tilde{g}_{i-2k} d_k^{j,2n+1}] \quad (5)$$

式中： $d_i^{j,n}$ 为小波包系数； h_n 、 g_n 为低通和高通分解滤波器系数； \tilde{h}_n 、 \tilde{g}_n 为低通和高通重构滤波器系数。

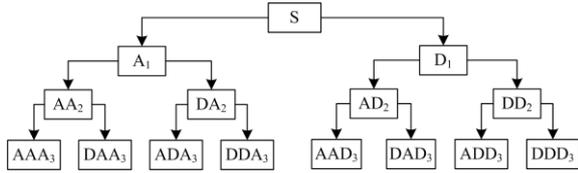


图2 三层小波包树分解图

Fig. 2 Decomposition diagram of three-layer wavelet packet tree

故障信号进行小波包分解重构后，可分为不同频带，且每个频带对应的故障信息频谱能量都能用于故障定位。每个信号在各节点的能量为 $E_{i,j}$ ，即小波包分解系数 $x_{j,k}$ 的平方和为

$$E_{i,j} = \int |f_{i,j}|^2 dt = \sum_{k=1}^N |x_{j,k}|^2 \quad (6)$$

式中： $f_{i,j}$ 表示小波包分解后的第 i 层中 (i, j) 节点的重构信号； $x_{j,k}$ 表示小波包系数， $j = 0, 1, 2, \dots, 2^{j-1}$ ， $k = 1, 2, \dots, N$ ， N 为离散重构信号的离散采样点数； $E_{i,j}$ 表示故障信号经小波包分解后的第 i 层中 (i, j) 节点的频带能量。

2.3 BP 神经网络

BP 神经网络利用非线性可微函数，对权值进行训练，然后进行拟合逼近，以实现任意维数的从输入到输出的非线性映射，该方法适用于处理需同时考虑多种因素、不精确和模糊的信息处理的问题^[21]。只含 1 层隐含层的 3 层神经网络的结构用的比较多，但这只能用于表示线性可分离的函数，而隐含层层数太多又会出现过拟合；再者，隐含层神经元的个数越少，BP 神经网络模拟的效果就会越差，反之就会越好，却又会使训练变慢。基于以上分析进行大量实验，本文最终决定 BP 神经网络采用 4 层结构：输入层、两层隐含层(分别有 5、100 个节点)以及输出层。隐含层的传递函数均是 **tansig**；输出层的传递函数为 **trainlm**。BP 神经网络借助 Matlab 软件的神经网络工具箱进行建立，文中把电压故障分量经过小波包提取后的频谱能量作为 BP 神经网络的输入样本。其结构图如图 3 所示。

训练样本输入矩阵后，通过每层传播并不断修改各层神经元的权值、阈值，逐次地向输入层传播计算，再经正向传播过程。通过反复运行，直至达到预期精度值，则训练结束。将测试样本输入网络进行测试验证，达到预期之后即可使用。

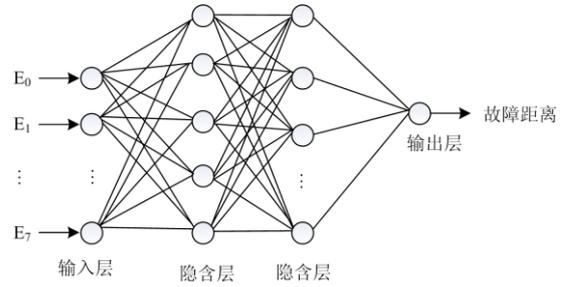


图3 BP 神经网络结构图

Fig. 3 BP neural network structure diagram

其中隐含层采用 **tansig** 传递函数，它是双曲正切 S 型传输函数，输入值任意，输出值在 $[-1, 1]$ 之间，其表达式为

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 \quad (7)$$

其函数图如图 4 所示。

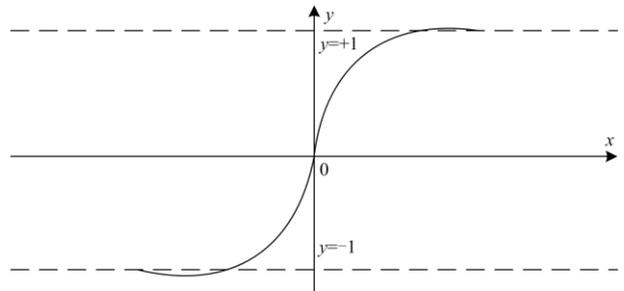


图4 $y=\text{tansig}(x)$ 函数图

Fig. 4 $y=\text{tansig}(x)$ function diagram

输出层采用 **trainlm** 传递函数，它是根据 Levenberg-Marquardt 优化方法来更新权值和偏置状态网络的训练函数，尤其适用于训练动态网络和带误差权值的训练，它通常是工具箱中最快的反向传播算法，但同时比其他算法需要更多的内存^[22]。

为了方便计算以及确保网络更好的学习，对样本进行了归一化处理，如式(8)所示。

$$x_{m2} = \frac{x_{m1} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (8)$$

式中： x_{m1} 、 x_{m2} 为归一化前后的第 m 个向量元素； x_{\max} 和 x_{\min} 为对应向量的最大值和最小值。

最后，采用模型精度评价指标——相关系数 R_2 来判断精度， R_2 越大，表示拟合的精度越高。

$$R_2(i, j) = \frac{C(i, j)}{\sqrt{C(i, i)C(j, j)}} \quad (9)$$

式中， C 表示 (y_p, y_m) 矩阵的协方差矩阵，其中 y_p 表示预测值， y_m 表示实际值。

3 小波包能量谱结合 BP 神经网络的故障定位原理

3.1 选线流程

由图 1 可知, 昆柳龙直流输电系统属于并联型多端混合直流系统, 若直流线路发生瞬时性故障, 只需重启线路即可恢复。若是永久性故障, 则保护装置一定要准确找出对应的故障线路, 然后通过断路器开断操作, 最大限度地将故障区域隔离^[23]。当线路发生故障时, T 接汇流母线两侧直流线路电流都发生突变, 经过 T 接换流母线的故障暂态电流的中低频能量被大幅削减。为此, 利用 T 接汇流母线两侧的电流量作为启动判据, 可表示为:

$\Delta I > I_{set} = 0.1I_r$ (I_r 为线路稳定运行时的电流); 然后通过小波变换, 得出中低频带能量的含量差值, 构成识别判据, 用来判别故障方向。首先计算第 J 层小波能量, 由 $E_j = \sum [d_j(n)]^2$ (d_j 为线模电流突变量经小波变换后第 J 层的系数) 可得到。在此基础上, 定义标准能量差为: $\Delta E_j = \frac{E_{Lj} - E_{Rj}}{\max(E_{Lj}, E_{Rj})}$ (E_{Lj} 、 E_{Rj} 分别是两侧能量值, 作比可以消除过渡电阻影响), 进而得到直流线路故障区域的识别判据:

$$\begin{cases} |\Delta E_j| > D_{set}, \Delta E_j > 0 \\ |\Delta E_j| > D_{set}, \Delta E_j < 0 \\ |\Delta E_j| < D_{set} \end{cases} \quad (10)$$

式(10)分别代表故障发生在 T 区左侧、T 区右侧以及 T 接区域。 Δ_{set} 的取值大于 T 接汇流母线故障时标准能量差的最大值为 $\Delta E_{Tj,max}$, 小于 T 接汇流母线两侧线路故障时标准能量差的最小值为 $\Delta E_{Xj,min}$, 这里取二者均值, 即: $\Delta_{set} = 0.5 \times (\Delta E_{Tj,max} + \Delta E_{Xj,min})$ 。在实际情况中, T 接汇流母线上故障对应的标准能量差较小, 且远小于两侧故障时的标准能量差, 该值近似取为零^[24]。选线算法流程图如图 5 所示。

3.2 定位原理

小波包能量谱是信号 f_{ij} 在整个时频域上连续分布情况的反映^[25]。若尺度选的越大, 频带分割精度越高, 那么提取的信号能量谱就越准确。这样不仅可以精确计算信号到达时间、波速, 受行波传播色散特性的影响也能极大地减小。在主固有频率附近时, 故障行波的能量更加集中, 此时用信号特征更集中的能量概念来表示小波包分解后的信号。对行波电压故障分量实行 3 层小波包能量谱变换, 采用这种方法定位故障时, 可用小波包变换能量谱中具有明显的特征、确定的位置的点来替代不明显、不确定的点, 极大地提高了查找故障位置的准确度。

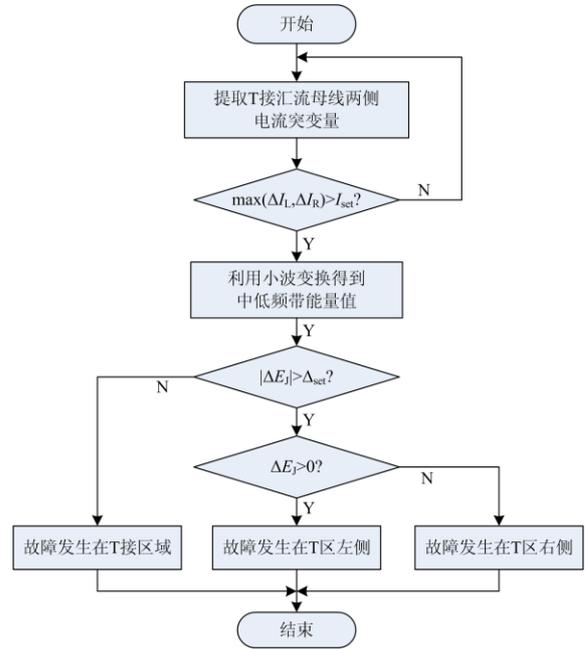


图 5 选线算法流程图

Fig. 5 Line selection algorithm flow chart

若输电线路故障所处位置不同, 则行波电压能量谱的分布规律也有一定差别, 不同故障位置的暂态行波所对应的固有频率和暂态能量也均不同。因此, 可借助人工神经网络模型, 对故障电压的小波包能量谱与故障距离之间的数学关系进行拟合。基于以上原理, 本文选用小波包与 BP 神经网络相结合的故障定位方法。具体步骤如下:

1) 若混合三端直流输电线路发生故障, 首先对测量点故障暂态电压电流分量进行采样, 根据 3.1 节给出的选线方法, 判断故障方向和故障所在区段。

2) 然后对测得的电压故障分量做三层小波包分解和重构, 得到每一个子频带信号。计算第三层小波包各个子频带的能量, 也就是小波包分解系数的能量和: $E_{3,j}$ ($j = 0, 1, 2, \dots, 7$), 输入到 BP 神经网络结构中。

3) 当故障位置及故障接地电阻不同时, 小波包分解得到的每个频带能量值也都不同, 此时可用频谱能量值作为特征量来进行故障测距。本文选取三层小波包结构, 将提取的每个频带的能量值作为图 3 结构中 BP 神经网络的输入, 即 $[E_{3,0}, E_{3,1}, E_{3,2}, E_{3,3}, E_{3,4}, E_{3,5}, E_{3,6}, E_{3,7}]$, 其输出结果就是故障距离。

4 仿真实验

4.1 稳态时仿真分析

利用 PSCAD/EMTDC 搭建 ± 800 kV 昆柳龙混合三端直流输电系统的仿真模型, 并进行性能验证。

运行模型的仿真时间设为 6 ms，信号采样频率设为 20 kHz，正常状态下的 LCC 侧正负极电压、三端极间电压、三端双极直流电流以及有功功率如图 6—图 9 所示。

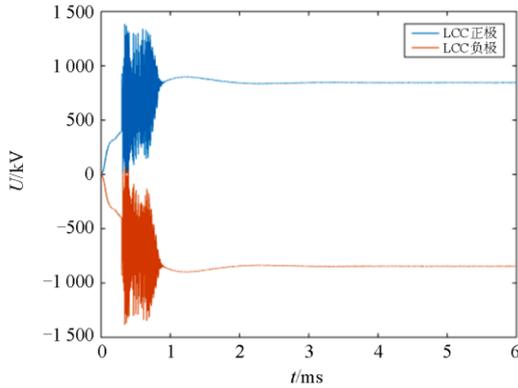


图 6 LCC 侧正负极电压图

Fig. 6 LCC positive and negative voltage diagram

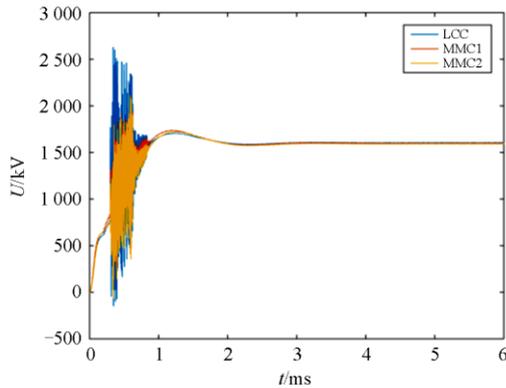


图 7 三端极间电压图

Fig. 7 Three-terminal voltage diagram

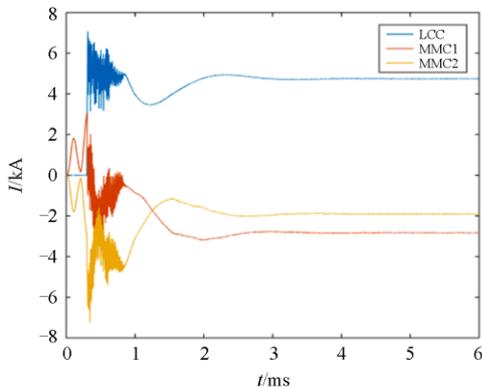


图 8 三端双极直流线路电流图

Fig. 8 Current diagram of three-terminal bipolar DC line

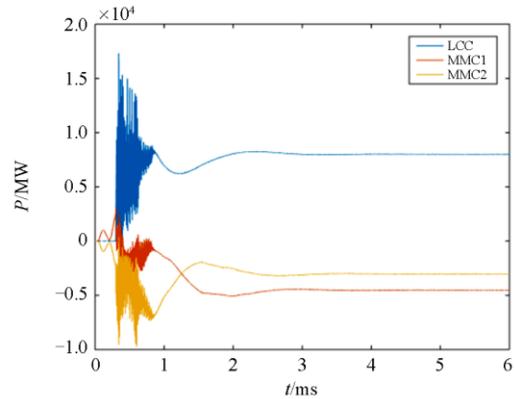


图 9 系统输送功率图

Fig. 9 System transmission power diagram

大量仿真结果表明，LCC 侧电流稳定在 5 kA，三端电压都稳定在 800 kV，且功率也符合要求。因此，搭建的模型可以稳态正常运行，符合实际工程。

4.2 故障时仿真分析

当模型运行到 4 ms 时，加入接地故障，从距离整流侧首端 10 km 处开始设置故障点，每隔 10 km 为一个步长，在两段架空线中分别设置单相接地故障，直到线路末端结束，以使训练样本集尽可能包含不同故障距离的频率特征，故障接地电阻分别为 0.001 Ω、10 Ω、100 Ω。故障行波电压分量通过小波包变换，可获得不同尺度下的小波包能量。以离线线路测量点 200 km、过渡电阻为 0.001 Ω 的故障为例，通过仿真，故障行波分量经小波包分解重构后得出频谱图，即按幅值从大到小重新排序后如图 10 所示。

由图 10 可知，故障暂态电压分量经小波包分解后，被分解为 8 个频带，每一频带均代表不同频率范围，如表 1 所示。

表 1 小波包分解第 3 层各节点对应的频率段

Table 1 Frequency segment corresponding to each node in layer 3 by wavelet packet decomposition

节点	频率段/Hz	节点	频率段/Hz
1	0~1 250	5	5 000~6 250
2	1 250~2 500	6	6 250~7 500
3	2 500~3 750	7	7 500~8 750
4	3 750~5 000	8	8 750~10 000

如果故障在 T 接汇流母线左侧，经小波包提取能量后可获得 276 组数据，然后随机将 270 组数据样本代入 BP 神经网络中进行训练，最大训练次数为 5 000 次，目标函数误差为 10^{-4} ，学习速率设置为 0.15，此值高了不容易收敛，低了容易收敛到局部最小值。在 Matlab 程序中，设置运行 10 个网络，

训练完成后, 保存结果最精确的数据, 其余 6 组数据用于验证神经网络训练效果, 最终故障测距结果

见表 2, BP 神经网络收敛曲线图如图 11 所示。

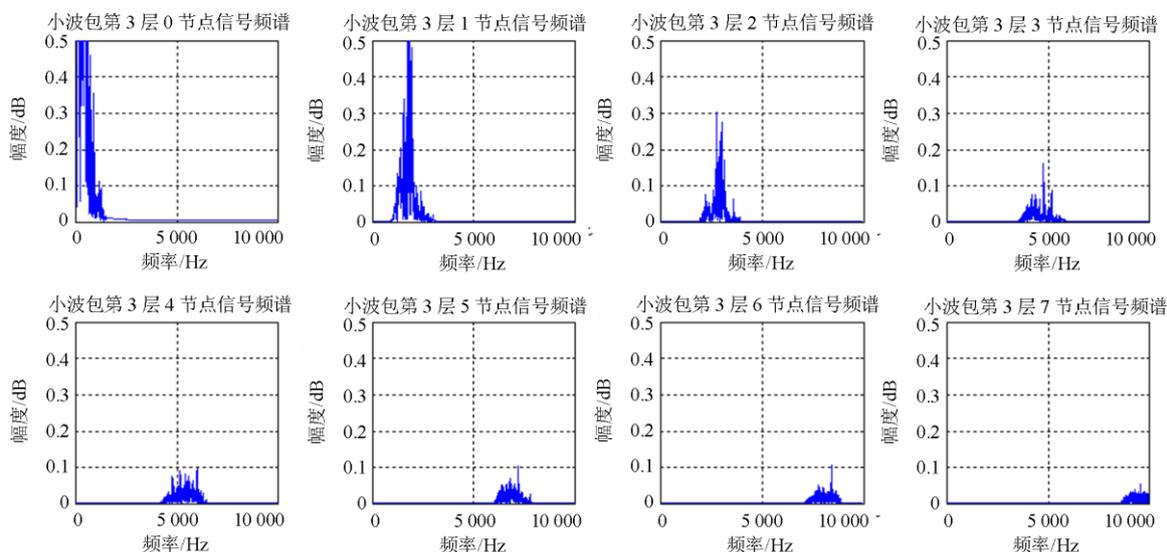


图 10 小波包信号频谱图

Fig. 10 Wavelet packet signal spectrum

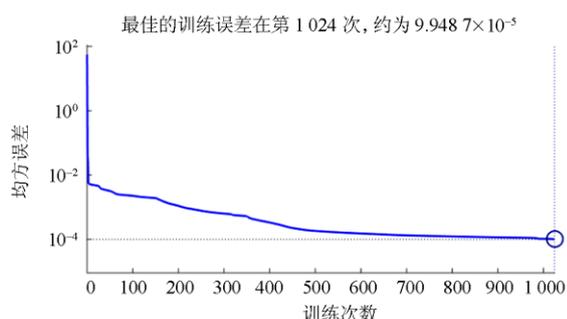


图 11 BP 神经网络训练图

Fig. 11 BP neural network training diagram

由图 11 可知, 神经网络训练到 1 024 次时即为最佳训练, 训练误差在 0.000 099 左右。

通过表 2 可知, 该测距方法在不同的故障距离、

不同的过渡电阻下, 其相对误差均在 0.1% 左右。由此可见, 其测距精度较高, 且受过渡电阻能力影响较小, 具有很高的工程应用价值。同理, 如果故障在 T 接汇流母线右侧, 经神经网络训练后任取 6 组数据用于验证, 测距结果见表 3。

表 2 T 接汇流母线左侧故障测距结果

Table 2 T connection bus bar left fault location results

故障距离/km	测量值/km	过渡电阻/ Ω	绝对误差/km	相对误差/%
27	26.818 3	0	0.181 7	0.012
105	104.45 2	10	0.548 0	0.036
142	142.796 5	0	0.796 5	0.053
280	277.555 9	10	2.444 1	0.164
345	346.959 6	100	1.959 6	0.132
797	798.565 9	100	1.565 9	0.105

表 3 T 接汇流母线右侧故障测距结果

Table 3 T connection bus bar right fault location results

距离 T 接汇流母线/km	故障距离/km	测量值/km	过渡电阻/ Ω	绝对误差/km	相对误差/%
84	1 016	1 013.841 381	100	2.158 619	0.145
281	1 213	1 210.209 252	0	2.790 748	0.187
347	1 279	1 277.846 998	10	1.153 002	0.077
439	1 371	1 372.956 039	100	1.956 039	0.131
480	1 412	1 412.138 122	10	0.138 122	0.009
502	1 434	1 433.845 702	10	0.154 298	0.010

当故障在 T 接汇流母线右侧线路时, 结合表 2 和表 3 进行验证, 结果表明该方法也能准确定位, 精度较高。通过实验可知, 随着行波波头传播的距离越来越远, 行波波头也越平缓; 过渡电阻越大, 初始行波幅值越小, 这就造成了小波包对波头识别有影响, 测距精度变大。但通过大量仿真分析发现, 线路长度变化和误差因素并没有降低小波包能量谱分析的有效性, 而且对定位准确性的影响较小, 测距精度符合要求。小波包能量与 BP 神经网络相结合的测距方法, 虽增加了计算量, 减缓了算法速度, 但就目前计算机的运算速度来看, 神经网络测距的计算时间还是可以达到毫秒级, 故障测距也无需像行波暂态保护那样要求速动性, 因此, 这并不影响该方法的应用价值。

5 结论

针对传统故障定位方法耐过渡电阻能力差、精度低等问题, 本文提出一种适用于 ± 800 kV 的混合三端直流输电系统故障定位方法, 即小波包与 BP 神经网络相结合的故障定位方法。该方法有如下特点:

1) 利用小波包能量谱提取故障频带, 由于频带中富含大量故障信息, 使频谱能量比固有频率更易提取, 且操作更为简单, 用于故障定位时更加有效。

2) BP 神经网络具有非线性拟合能力, 本文选取两层隐含层代替一层隐含层, 将故障电压经过小波包分解得到的各层能量作为 BP 的输入样本, 经过训练拟合, 输出即故障距离。在高压直流输电线路故障定位中, 该方法样本集少而清晰, 收敛性好, 极大地提高了故障定位的准确性。

3) 经仿真验证该方法用于混合三端高压直流输电测距精度较高, 操作相对简便, 同时具有较强的耐过渡电阻的能力。但由于该混合三端高压直流输电工程尚未投运, 因此实用性有待验证。

参考文献

[1] 于洋, 孙学锋, 高鹏, 等. 高压直流输电线路暂态保护分析与展望[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(2): 148-154.
YU Yang, SUN Xuefeng, GAO Peng, et al. Analysis and prospect on transient protection for HVDC transmission lines[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(2): 148-154.

[2] 孙广, 王阳, 薛枫, 等. 特高压直流输电线路改进双端行波故障定位方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(14): 113-120.
SUN Guang, WANG Yang, XUE Feng, et al. Research on an improved double-terminal traveling wave fault location method for UHVDC project[J]. Power System Protection

and Control, 2020, 48(14): 113-120.

[3] 许烽, 徐政. 基于 LCC 和 FHMMC 的混合型直流输电系统[J]. 高电压技术, 2014, 40(8): 2520-2530.
XU Feng, XU Zheng. Hybrid HVDC system based on LCC and FHMMC[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(8): 2520-2530.

[4] 王永进, 樊艳芳, 唐勇, 等. 考虑强非线性和波速变化特性的特高压直流输电线路故障测距方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(5): 17-25.
WANG Yongjin, FAN Yanfang, TANG Yong, et al. Fault location method for UHVDC transmission lines considering strong nonlinearity and wave velocity variation characteristics[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(5): 17-25.

[5] 蔡静, 董新洲. 高压直流输电线路故障清除及恢复策略研究综述[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(11): 181-190.
CAI Jing, DONG Xinzhou. Overview on research of fault clearing and recovery strategy for HVDC transmission lines[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(11): 181-190.

[6] SADEGH J, ALIREZA B, SIAVASH R. Hybrid classifier for fault location in active distribution networks[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2020, 5(2): 174-182. DOI: 10.1186/s41601-020-00162-y.

[7] 孙广, 王阳, 薛枫, 等. 特高压直流输电线路改进双端行波故障定位方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(14): 113-120.
SUN Guang, WANG Yang, XUE Feng, et al. Research on an improved double-terminal traveling wave fault location method for UHVDC project[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(14): 113-120.

[8] 宋国兵, 蔡新雷, 高淑萍, 等. 高压直流输电线路故障定位研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(5): 133-137, 147.
SONG Guobing, CAI Xinlei, GAO Shuping, et al. Survey of fault location research for HVDC transmission lines[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(5): 133-137, 147.

[9] 廖凯, 何正友, 李小鹏. 基于行波固有频率的高压直流输电线路故障定位[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(3): 104-109.
LIAO Kai, HE Zhengyou, LI Xiaopeng. Fault location of HVDC transmission line based on the natural frequency of traveling wave[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(3): 104-109.

[10] 高淑萍, 索南加乐, 宋国兵, 等. 基于分布参数模型的直流输电线路故障测距方法[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(13): 75-80.
GAO Shuping, SUONAN Jiale, SONG Guobing, et al. Fault location method for HVDC transmission lines on the basis of the distributed parameter model[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(13): 75-80.

[11] 宋国兵, 周德生, 焦在滨, 等. 一种直流输电线路故障

- 测距新原理[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(24): 57-61.
SONG Guobing, ZHOU Desheng, JIAO Zaibin, et al. A novel fault location principle for HVDC transmission line[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(24): 57-61.
- [12] 束洪春, 田鑫萃, 白冰, 等. 基于多测点的特高压长距离直流输电线路行波故障测距[J]. 高电压技术, 2017, 43(7): 2105-2113.
SHU Hongchun, TIAN Xincui, BAI Bing, et al. Fault location for traveling wave based on multi measuring points for UHVDC long distance transmission line[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(7): 2105-2113.
- [13] 邬林勇, 何正友, 钱清泉. 一种提取行波自然频率的单端故障测距方法[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(10): 69-75.
WU Linyong, HE Zhengyou, QIAN Qingquan. A single ended fault location method using traveling wave natural frequency[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(10): 69-75.
- [14] ZHAO Haifeng, QI Yulin, JIA Huibin. Medium voltage distribution network traveling wave fault location method based on wavelet packet energy spectrum[C] // 2011 The International Conference on Advanced Power System Automation and Protection (APAP2011), October 16-20, 2011, Beijing, China: 1650-1655.
- [15] 蔡新雷, 宋国兵, 高淑萍, 等. 利用电流固有频率的VSC-HVDC直流输电线路故障定位[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(28): 112-119.
CAI Xinlei, SONG Guobing, GAO Shuping, et al. A novel fault location method for VSC-HVDC transmission lines based on natural frequency of current[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(28): 112-119.
- [16] 刘可真, 束洪春, 于继来, 等. ± 800 kV 特高压直流输电线路故障定位小波能量谱神经网络识别法[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(4): 141-147, 154.
LIU Kezhen, SHU Hongchun, YU Jilai, et al. Fault location based on wavelet energy spectrum and neural network for ± 800 kV UHVDC transmission line[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(4): 141-147, 154.
- [17] 邵能灵, 侯志俭. 小波模糊神经网络在电力系统短期负荷预测中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(1): 24-29.
TAI Nengling, HOU Zhijian. New short-term load forecasting principle with the wavelet transform fuzzy neural network for the power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(1): 24-29.
- [18] 徐耀松, 冯明昊, 梁小飞, 等. 小波包结合 PSO-RBF故障测距法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(11): 127-132.
XU Yaosong, FENG Minghao, LIANG Xiaofei, et al. Fault location method with the combination of wavelet packet and PSO-RBF[J]. Proceedings of the CSU-EPSS, 2019, 31(11): 127-132.
- [19] 沈艳霞, 周文晶, 纪志成, 等. 基于小波包分析的风力发电系统中变流器的故障识别[J]. 电网技术, 2013, 37(7): 2011-2017.
SHEN Yanxia, ZHOU Wenjing, JI Zhicheng, et al. Fault identification of converter used in wind power generation based on wavelet packet analysis[J]. Power System Technology, 2013, 37(7): 2011-2017.
- [20] 周淦, 卢毅, 李剑, 等. 小波包提取算法和相关分析用于电缆双端行波测距[J]. 高电压技术, 2011, 37(7): 1695-1699.
ZHOU Quan, LU Yi, LI Jian, et al. Wavelet packet extraction algorithm and correlation analysis for double terminal traveling wave fault location of cable[J]. High Voltage Engineering, 2011, 37(7): 1695-1699.
- [21] 刘飞. 基于小波包和广义回归神经网络的高压直流故障信号分析与应用[D]. 广州: 华南理工大学, 2017.
LIU Fei. The faults signal analysis and application in the HVDC system based on wavelet packet and general regression neural network[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2017.
- [22] 李标, 王磊, 朱金营, 等. BP网络训练函数选取及其岩土工程应用分析[J]. 西部探矿工程, 2008, 20(10): 58-60.
LI Biao, WANG Lei, ZHU Jinying, et al. Selection of BP network training function and analysis of its application in geotechnical engineering[J]. West-China Exploration Engineering, 2008, 20(10): 58-60.
- [23] 刘瑛琳. 三端混合直流输电线路保护方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.
LIU Yinglin. Research on protection method of three-terminal hybrid DC transmission line[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019.
- [24] 张坤. 多端混合直流线路故障特性与保护原理研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2019.
ZHANG Kun. Research on fault analysis and protection principles of DC lines in multi-terminal hybrid HVDC system[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2019.
- [25] 曾祥君, 张小丽, 马洪江, 等. 基于小波包能量谱的电网故障行波定位方法[J]. 高电压技术, 2008, 34(11): 2311-2316.
ZENG Xiangjun, ZHANG Xiaoli, MA Hongjiang, et al. Traveling wave fault location method for power grids based on wavelet packet energy spectra[J]. High Voltage Engineering, 2008, 34(11): 2311-2316.

收稿日期: 2020-09-23; 修回日期: 2020-12-13

作者简介:

高淑萍(1970—), 女, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为高压直流输电线路保护与故障定位, 新能源并网关键技术, 直流配电网的保护等; E-mail: gao.sp2003@163.com

姜元月(1995—), 女, 硕士研究生, 研究方向为混合多端高压直流输电线路故障定位。E-mail: 15762284552@163.com

(编辑 魏小丽)