



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 105093066 A

(43) 申请公布日 2015. 11. 25

(21) 申请号 201510493536. 6

(22) 申请日 2015. 08. 12

(71) 申请人 华北电力大学

地址 102206 北京市昌平区朱辛庄北农路 2 号

(72) 发明人 师瑞峰 史永锋 张丽 焦润海 胡宇宸

(74) 专利代理机构 北京众合诚成知识产权代理有限公司 11246

代理人 朱琨

(51) Int. Cl.

G01R 31/08(2006. 01)

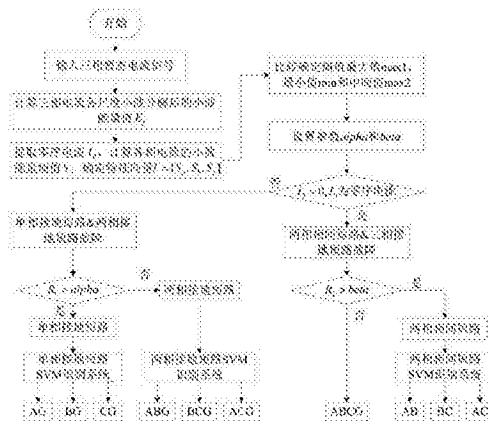
权利要求书2页 说明书8页 附图2页

(54) 发明名称

基于小波分析与支持向量机的线路故障判断方法

(57) 摘要

本发明属于电力系统线路故障判断技术领域,尤其涉及一种基于小波分析与支持向量机的线路故障判断方法,包括:首先提取录波系统中的故障电流信号,采用小波分析技术对故障电流信号的特征信息进行提取和分析;然后利用小波能量熵理论对故障电流信号进行分解,计算各相电流对应的能量熵值,结合零序电流构建了用于输电线路故障分类的4维特征向量;最后,根据两层分类模型进行具体的故障判断。该判断方法包括线性分类模块和非线性分类模块,其中线性分类是通过零序电流和设置阈值参数的两层分类结构将数据样本进行初步分类;在此基础上根据输电线路小样本故障的数据特点,选用支持向量机对多类故障数据进行非线性分类,最终实现输电线路故障判断。



1. 一种基于小波分析与支持向量机的线路故障判断方法,其特征在于,包括:

步骤 1:从输电线路录波系统的历史数据库中提取三相电流信号作为训练数据集;

步骤 2:采用小波分析计算三相电流对应的小波能量熵值;

步骤 3、通过判断输电线路故障后是否存在零序电流,将输电线路故障初步划分为两类,若存在零序电流则为接地短路故障,若不存在零序电流则为相间短路故障;其中接地短路故障包括单相接地短路和两相接地短路;相间短路故障包括两相相间短路和三相短路;

步骤 4:找出三相电流对应的小波能量熵值中的最大值 max1、中间值 max2 和最小值 min,引入三相电流小波能量熵比值 R_1 和 R_2 :

$$R_1 = \frac{\max 1}{\max 2}, R_2 = \frac{\max 2}{\min}$$

设定阈值 alpha 和 beta,当 $R_1 > \alpha$ 该故障属于单相接地短路故障;当 $R_1 \leq \alpha$ 该故障属于两相接地短路故障;当 $R_2 > \beta$ 该故障属于两相相间短路故障;当 $R_2 \leq \beta$ 该故障属于三相短路故障;

步骤 5:将三相电流对应的小波能量熵值作为训练样本输入支持向量分类机进行训练,分别建立起对应三种单相接地短路故障的 3 个依次相连的二分类机、三种两相相间短路故障的 3 个依次相连的二分类机和三种两相接地短路故障的 3 个依次相连的二分类机;每个二分类机的决策函数通过计算最终输出分析结果来判断故障类型;

步骤 6、重复步骤 1~5,通过训练数据集中的多组数据样本对阈值 alpha 和 beta 以及支持向量分类机的参数进行训练和优化,对故障类型的判断结果与历史数据进行验证,在满足预期误差率后,对所要判断的实际输电线路三相电流信号进行采集,并执行步骤 2~5 来判断实际输电线路故障类型;若不满足预期误差率则重复执行步骤 6。

2. 根据权利要求 2 所述方法,其特征在于,所述步骤 2 具体包括:

给定一个离散信号 $x(k)$ 时,在时刻 k 和尺度 j 快速转化,转换后得到高频分量 $D_j(k)$ 和低频分量 $A_j(k)$;频带信息包含在信号分量 $D_j(k)$ 和 $A_j(k)$ 中,通过以下方式获得重建:

$$\begin{cases} D_j(k): [2^{-(j+1)} f_s, 2^{-j} f_s] \\ A_j(k): [0, 2^{-(j+1)} f_s] \end{cases} (j=1, 2, \dots, m) \quad (1)$$

通过离散小波变换后原始信号序列 $x(k)$ 表示为:

$$x(k) = D_1(k) + A_1(k) = D_1(k) + D_2(k) + A_2(k) = \sum_{j=1}^J D_j(k) + A_j(k) \quad (2)$$

其中, f_s 是离散信号采样频率, m 表示在某一时刻下对信号的分解尺度, J 为正整数;

E_{jk} 是在时刻 k 和尺度 j 下小波能量谱,计算方法如下:

$$E_{jk} = |D_j(k)|^2 \quad (3)$$

采用在信息熵的基础上演化而来的小波能量熵计算方法,计算公式如下

在 j 尺度上采样序列 $k = 1, 2, \dots, N$ 的信号能量总和 E_j 为:

$$E_j = \sum_{k=1}^N E_{jk} \quad (4)$$

为了和信息熵中的时间概率保持一致,假设 $p_{jk} = E_{jk}/E_j$, 则 $\sum_j p_{jk} = 1$, p_{jk} 表示 k 时刻 j 尺度下的小波能量在 j 尺度下所有时刻小波能量之和中所占的比例, 定义相应的小波能量熵 W_{EE} :

$$W_{EE} = -\sum_k p_{jk} \log p_{jk} \quad (5)$$

最后, 计算各相电流对应的小波能量熵值总和:

$$S_a = \sum_j W_{aj}, S_b = \sum_j W_{bj}, S_c = \sum_j W_{cj} \quad (6)$$

其中, W_{aj} 、 W_{bj} 、 W_{cj} 分别表示三相电流由式 (5) 的计算得到的小波能量熵值, S_a 、 S_b 、 S_c 分别表示三相电流的小波能量熵总和;

确定分解尺度后, 根据式 (5) 计算各尺度上的小波能量熵, 该定义反映某信号其在频率空间的能量分布, 根据能量的分布表征对应信号的特征信息, 进而达到特征信息提取的目的。

基于小波分析与支持向量机的线路故障判断方法

技术领域

[0001] 本发明属于电力系统线路故障判断技术领域,尤其涉及一种基于小波分析与支持向量机的线路故障判断方法。

背景技术

[0002] 输电线路一方面跨越的空间距离大,一般为几十到几千千米,另一方面长期暴露在环境条件恶劣的户外,无法进行有效的维护,与其他电气元件比较,输电线路所处的条件决定了它是电力系统中最容易发生故故障的一环。输电线路,最常见同时也是最危险的故障是相与相或相与地之间的非正常连接,即短路。这些故障在电力系统中分为单相接地短路、两相相间短路、两相接地短路和三相接地短路。其中以单相接地短路最为常见,而三相短路是比较少见的。短路发生时会产生很大的短路电流,同时使系统中电压大大降低。短路点短路电流及短路电流的热效应和机械效应会直接损坏电气设备。电压下降影响用户的正常工作,影响产品质量。短路更严重的后果,是因为电压下降可能导致电力系统发电厂之间并列运行的稳定性遭受破坏,引起系统振荡,直至整个系统瓦解。因此输电线路的短路故障诊断是电力系统故障诊断的一个重点。

[0003] 电力系统中发生故障时,伴随有高次谐波的产生,为避免这些谐波的不良影响,有必要对其加以分析和抑制。小波分析将此类信号变换投影到不同的尺度上会明显地表现出这些高频、奇异高次谐波信号的特性。特别是小波包具有将频率空间进一步细分的特性,将很好地为抑制高次谐波提供可靠的依据。小波变换能够表征其他信号分析技术无法满足的分析所需要的电力系统暂态信号方面的数据。通常情况下,暂态信号的小波变换用多分辨率分解的快速算法来表达,利用正交小波基将信号分解成不同频率下的信号。它等于递归滤波的高通和低通滤波器对信号进行分析。

[0004] 目前,采用小波变换来进行故障判断主要是将小波熵用于神经网络或模糊系统等启发式算法中来识别故障。通过小波变换和小波时频参数生成小波熵特征向量,然后结合神经网络来识别故障。这在做理论研究时可以得到很复杂的模型和很好的识别效果,故障识别能力强。但对于现场实际,这种方法所设计的系统复杂,不能很好的适用实际应用,而且不同的现场存在各种差异,该方法通用性较差。同时,识别故障需要的时间长,不利于电力系统稳定且经济运行。

[0005] 虽然现如今一些新的启发式算法,如神经网络、贝叶斯网络、模糊集算法等在电力系统故障判断方面的研究较多,但这些研究很多都处于理论研究阶段,实际应用局限性很大。面对节点数量庞大,实际网络复杂的地区性输电网络,这些方法应用困难。

发明内容

[0006] 为了解决现有方法存在的上述问题,本发明提出了一种基于小波分析与支持向量机的线路故障判断方法,包括:

[0007] 步骤1:从输电线路录波系统的历史数据库中提取三相电流信号作为训练数据

集；

[0008] 步骤 2:采用小波分析计算三相电流对应的小波能量熵值；

[0009] 步骤 3、通过判断输电线路故障后是否存在零序电流，将输电线路故障初步划分为两类，若存在零序电流则为接地短路故障，若不存在零序电流则为相间短路故障；其中接地短路故障包括单相接地短路和两相接地短路；相间短路故障包括两相相间短路和三相短路；

[0010] 步骤 4:找出三相电流对应的小波能量熵值中的最大值 max1、中间值 max2 和最小值 min，引入三相电流小波能量熵比值 R_1 和 R_2 ：

$$[0011] \quad R_1 = \frac{\max 1}{\max 2}, R_2 = \frac{\max 2}{\min}$$

[0012] 设定阈值 alpha 和 beta，当 $R_1 > \alpha$ 该故障属于单相接地短路故障；当 $R_1 \leq \alpha$ 该故障属于两相接地短路故障；当 $R_2 > \beta$ 该故障属于两相相间短路故障；当 $R_2 \leq \beta$ 该故障属于三相短路故障；

[0013] 步骤 5:将三相电流对应的小波能量熵值作为训练样本输入支持向量分类机进行训练，分别建立起对应三种单相接地短路故障的 3 个依次相连的二分类机、三种两相相间短路故障的 3 个依次相连的二分类机和三种两相接地短路故障的 3 个依次相连的二分类机；每个二分类机的决策函数通过计算最终输出分析结果来判断故障类型；

[0014] 步骤 6、重复步骤 1～5，通过训练数据集中的多组数据样本对阈值 alpha 和 beta 以及支持向量分类机的参数进行训练和优化，对故障类型的判断结果与历史数据进行验证，在满足预期误差率后，对所要判断的实际输电线路三相电流信号进行采集，并执行步骤 2～5 来判断实际输电线路故障类型；若不满足预期误差率则重复执行步骤 6。

[0015] 所述步骤 2 具体包括：

[0016] 给定一个离散信号 $x(k)$ 时，在时刻 k 和尺度 j 快速转化，转换后得到高频分量 $D_j(k)$ 和低频分量 $A_j(k)$ ；频带信息包含在信号分量 $D_j(k)$ 和 $A_j(k)$ 中，通过以下方式获得重建：

$$[0017] \quad \begin{cases} D_j(k) : [2^{-(j+1)} f_s, 2^{-j} f_s] \\ A_j(k) : [0, 2^{-(j+1)} f_s] \end{cases} (j=1, 2, \dots, m) \quad (1)$$

[0018] 通过离散小波变换后原始信号序列 $x(k)$ 表示为：

$$[0019] \quad x(k) = D_1(k) + A_1(k) = D_1(k) + D_2(k) + A_2(k) = \sum_{j=1}^J D_j(k) + A_j(k) \quad (2)$$

[0020] 其中， f_s 是离散信号采样频率， m 表示在某一时刻下对信号的分解尺度， J 为正整数；

[0021] E_{jk} 是在时刻 k 和尺度 j 下小波能量谱，计算方法如下：

$$[0022] \quad E_{jk} = |D_j(k)|^2 \quad (3)$$

[0023] 采用在信息熵的基础上演化而来的小波能量熵计算方法，计算公式如下

[0024] 在 j 尺度上采样序列 $k = 1, 2, \dots, N$ 的信号能量总和 E_j 为：

$$[0025] \quad E_j = \sum_{k=1}^N E_{jk} \quad (4)$$

[0026] 为了和信息熵中的时间概率保持一致,假设 $p_{jk} = E_{jk}/E_j$, 则 $\sum_j p_{jk} = 1$, p_{jk} 表示 k 时刻 j 尺度下的小波能量在 j 尺度下所有时刻小波能量之和中所占的比例,定义相应的小波能量熵 W_{EE} :

$$[0027] \quad W_{EE} = -\sum_k p_{jk} \log p_{jk} \quad (5)$$

[0028] 最后,计算各相电流对应的小波能量熵值总和:

$$[0029] \quad S_a = \sum_j W_{aj}, S_b = \sum_j W_{bj}, S_c = \sum_j W_{cj} \quad (6)$$

[0030] 其中, W_{aj} 、 W_{bj} 、 W_{cj} 分别表示三相电流由式 (5) 的计算得到的小波能量熵值, S_a 、 S_b 、 S_c 分别表示三相电流的小波能量熵总和;

[0031] 确定分解尺度后,根据式 (5) 计算各尺度上的小波能量熵,该定义反映某信号其在频率空间的能量分布,根据能量的分布表征对应信号的特征信息,进而达到特征信息提取的目的。

[0032] 本发明的有益效果在于:只要获得输电线路电流信号,就能判断相应输电线路是否发生故障及故障类型,对现场调度人员在故障发生后快速、准确定位故障区域有很好的辅助作用,有助于提高输电线路的安全性和稳定性。

附图说明

[0033] 图 1 为输电线路短路故障判断流程图。

[0034] 图 2a ~ 2c 为短路故障支持向量机识别系统。

具体实施方式

[0035] 下面结合附图,对实施例作详细说明。

[0036] 为了验证前面提出的电力系统输电线路短路故障分类模型的有效性和参数设置的合理性,采集某地区电力公司录波数据形成测试集进行验证。由于本发明中参数的设置是根据专家经验来设置的,所以测试集在验证参数的同时还要根据故障分类的准确率对参数进行修正,以获得更合理的参数。如图 1 所示,具体方法步骤包括:

[0037] 步骤 1:从录波系统的历史数据库中选取数据进行故障分类方法参数调整。每条输电线路都会配备相应的故障录波器,通过传感器采集获得对应线路的录波信号,此处的录波信号为离散的数据序列。一个录波文件会包含相应输电线路的多项数据,该文件存储于系统录波数据库中,而该系统中包含大量的数据信息,因此要提取故障电流数据首先要对录波数据进行解析。依据该数据系统技术说明书,解析录波数据只需分析 COMTRADE 文件即可。每个 COMTRADE 记录中包含四个文件,分别是头标文件、配置文件、数据文件和信息文件。配置文件包含着计算机程序为了正确解读数据 (.DAT) 文件而需要的信息,这些信息包括采样率、通道数置、线路频率、通道信息等项。本发明的算法只用到录波电流,所以首先按

照既定的数据转换规则从上述录波文件中转换得到输电线路录波电流序列;然后生成电流序列文本,此序列数据采集间隔为 0.3125ms,即每秒钟采集 3200 个等间隔的数据。在调整参数时,需要选择合适时间段的数据作为训练数据集和测试数据集,本发明参数训练集及测试集的数据包含 35kv、110kv 和 220kv 输电线路发生故障时的数据,训练样本的多样性保证了参数设置的合理性,通过对某地区电网公司 2011 年 1 月至 2012 年 10 月发生过的输电线路短路故障进行统计,选取其中的 164 组典型数据作为样本进行分类模型的训练及验证。其中 90 组数据样本作为训练数据;74 组样本作为测试数据,用来验证方法的有效性 & 参数的准确性。

[0038] 步骤 2:数据预处理

[0039] 对于训练集中的录波电流数据进行数据预处理。

[0040] 步骤 2.1:通过小波函数“db4”对故障电流信号进行 5 层小波分解,得到不同尺度下的高频分量和低频分量。并求出各尺度下的低频系数 a_j 和 高频系数 d_j 。

[0041] 步骤 2.2:计算小波能量谱。尺度 j 时刻 k 的小波能量等于高频系数绝对值的平方,即 $E_{jk} = |D_j(k)|^2$ 。因而尺度 j 上的小波能谱为 $E_j = \sum_k E_{jk}$ 。

[0042] 步骤 2.3:计算小波能量熵。设 E_{jk} 为信号 $x(k)$ 在 j 尺度 k 时刻下的小波能量。则

$E_j = \sum_{k=1}^N E_{jk}$ 表示在 j 尺度上采样序列 $k = 1, 2, \dots, N$ 的信号能量总和。各分量能量 E_j 的总和

即为信号总能量。为了和信息熵中的时间概率保持一致,假设 $p_{jk} = E_{jk}/E_j$, 则 $\sum_j p_{jk} = 1$,

这样便可以定义相应的小波能量熵: $W_{EE} = -\sum_k p_{jk} \log p_{jk}$ 。

[0043] 步骤 2.4:计算小波能量熵值总和。即, $S_a = \sum_j W_{aj}, S_b = \sum_j W_{bj}, S_c = \sum_j W_{cj}$ 其

中, W_{aj}, W_{bj}, W_{cj} 表示三相电流由步骤 2.3 计算得到的小波能量熵值。

[0044] 步骤 2.5:由以上四步即可得到各相电流对应的小波能量熵值。即 S_a, S_b, S_c 。

[0045] 步骤 3:参数初始化

[0046] 本发明在故障分类线性模块中用到了两个参数 α 和 β ,非线性分类模块中涉及 9 个分类机的相关参数。根据对故障分类模型的预估和输电线路电流特性的理论分析,上述线性分类模块参数初始化为: $\alpha = 5.0$ 和 $\beta = 12.0$;非线性分类模块参数初始化为支持向量机默认值。

[0047] 步骤 4:故障诊断流程

[0048] 通过对输电线路短路故障的暂态过程进行深入的研究分析发现,对单相短路故障而言,以 A 相发生短路为例, A 相故障后电流信号中的高频分量会大幅增加,利用小波分解后其在时频域上分布的复杂程度大大增加,根据小波能量熵表征信号的特点可知这种情况下计算得到的小波能量熵值 S_a 相比非故障相对应的小波能量熵值 S_b, S_c 大得多;对两相相间短路故障而言,以 A、B 相相间短路为例,故障相 A、B 计算得到的小波能量熵值 S_a, S_b 相对非故障相 C 的小波能量熵值 S_c 来说大得多;若当发生 A、B、C 三相短路故障时,其相应的小

波能量熵值 S_a 、 S_b 和 S_c 都会很大且比较接近。因此,输电线路 10 种类型的短路故障可以通过分析故障相与非故障相对应的小波能量熵值 S_a 、 S_b 和 S_c 之间的大小关系及其比值来进行故障分类。

[0049] 如果直接采用支持向量机对 10 中故障进行分类,分类准确率相对较低。通过对接地短路和相间短路的特征信号进行深入分析,发现接地短路存在零序电流(记作 $I_0=1$),而相间短路没有零序电流(记作 $I_0=0$),由于三相接地短路故障属于对称故障,因而其零序电流也为 0。因而本发明引入零序电流初步将 10 种故障划分为接地短路故障和相间短路故障。不同类型的故障各相电流对应的小波能量熵值特征及其零序电流值如表 1 所列。在此基础上,具体故障分类包括以下步骤:

[0050] 表 1 不同类型故障的小波能量熵特征及零序电流

[0051]

故障类型	S_a	S_b	S_c	零序电流
$f_A^{(0)}$	大	小	小	$I_0=1$
$f_B^{(0)}$	小	大	小	$I_0=1$
$f_C^{(0)}$	小	小	大	$I_0=1$
$f_{A,B}^{(2)}$	大	大	小	$I_0=0$
$f_{B,C}^{(2)}$	小	大	大	$I_0=0$
$f_{A,C}^{(2)}$	大	小	大	$I_0=0$
$f_{A,B}^{(1,1)}$	大	大	小	$I_0=1$
$f_{B,C}^{(1,1)}$	小	大	大	$I_0=1$
$f_{A,C}^{(1,1)}$	大	小	大	$I_0=1$
$f_{A,B,C}^{(3)}$	大	大	大	$I_0=0$

[0052] 步骤 4.1:根据零序电流进行第一步线性分类

[0053] 从表 1 可以看出不同类型的短路故障三相电流对应的小波能量熵特征不同,为了提高故障分类的准确性和有效性,本发明首先采用决策树的方法对故障进行初步分类。通过引入输电线路故障后的零序电流,可以初步将输电线路故障划分为两类,即接地故障和相间故障。其中接地故障包括单相接地短路和两相接地短路;相间故障包括两相相间短路和三相短路(由于三相短路属于对称故障,零序电流为 0,因而按照零序电流划分会划入相间故障)。

[0054] 步骤 4.2:根据阈值参数进行第二步线性分类

[0055] 通过对表 1 的仔细分析,发现故障相和非故障相的小波能量熵差异明显,且无论哪种故障情况下 S_a 、 S_b 和 S_c 都不会完全相等,必定有大小之分,所以可以通过大小比较确定出其中的最大值、中间值和最小值。

[0056] 设最大值为 max1、中间值为 max2、最小值为 min,引入三相电流小波能量熵比值

$$[0057] \quad R_1 = \frac{\max 1}{\max 2}, R_2 = \frac{\max 2}{\min} \quad (7)$$

[0058] 对接地故障而言,如果发生单相接地短路故障,则三相电流对应的小波能量熵值中的最大值 max1 对应故障相、中间值 max2 和最小值为 min 对应非故障相,此时 R_1 表示故障相与非故障相的小波能量熵值之比,该值较大;如果发生两相接地短路故障,则最大值 max1 和中间值 max2 对应故障相、最小值 min 对应非故障相,此时 R_1 表示两个故障相的小波能量熵值之比,从理论分析可知 R_1 约等于 1。因此可以通过设置阈值 alpha 来对接地故障进行划分,即当 $R_1 > \alpha$ 时,该故障属于单相接地短路故障;当 $R_1 < \alpha$ 时,该故障为两相接地短路故障。通过三相电流小波能量熵比值 R_1 和阈值 alpha 便可以将接地故障再次划分为单相接地短路故障和两相接地短路故障。

[0059] 对相间故障而言,如果发生两相相间故障,则三相电流对应的小波能量熵值中的最大值 max1 和中间值 max2 对应故障相、最小值 min 对应非故障相,此时 R_2 表示故障相与非故障相的小波能量熵值之比,该值较大;如果发生三相短路故障,则三相均为故障相, R_2 表示两个故障相的小波能量熵值之比,从理论分析可知 R_2 约等于 1。因此可以通过设置阈值 beta 来对相间故障进行划分,即当 $R_2 > \beta$ 时,该故障属于两相相间短路故障;当 $R_2 < \beta$ 时,该故障为三相短路故障。通过三相电流小波能量熵比值 R_2 和阈值 beta 便可以将相间故障再次划分为两相相间短路故障和三相短路故障。

[0060] 通过三相电流小波能量熵比值和两个阈值的引入,可以将接地故障划分为单相接地短路故障和两相短路接地故障、将相间故障划分为两相相间短路故障和三相短路故障。至此,输电线路的 10 种短路故障被分为上述四类故障。

[0061] 步骤 4.3:根据支持向量机进行非线性分类

[0062] 由步骤 4.2 可知,此时的 4 类故障中包含的故障类型线性不可分(三相短路故障除外,仅一种故障,无需再分),其中单相接地短路故障包括 A、B、C 单相接地短路,两相相间短路故障包括 AB、BC、AC 两相短路,两相接地短路故障包括 AB、BC、AC 两相接地短路。为了确定故障的具体类型,本发明引入三个支持向量机识别系统来对每一类故障进行非线性分类,分类的具体过程如下:

[0063] 以单相接地短路故障为例,首先,将故障相与非故障相的小波能量熵值作为训练样本输入支持向量分类机进行训练,建立起对应三种单相接地短路故障的 3 个二分类 SVM,可以将其记作为 (SVM1-SVM3)。其次,将这 3 个 SVM 按照图 2a 进行组合。可以看出,3 个 SVM 经过串联之后,变成为一个具有分离 3 种故障类型能力的三类 SVM 识别系统。进行分类测试时,先将测试样本 x_i 的特征向量输入 1 号分类机 (SVM1)。若其决策函数 $f_1(x)$ 输出值为 +1,则确认为 A 相接地短路故障;若输出值为 -1 则跳出 1 号分类机,将输入的特征向量传递给 2 号分类机 (SVM2)。以此类推,传递到 3 号分类机 (SVM3)。通过分别计算各分类机输出的决策函数 $f(x)$ 的输出值,就能够准确地判断出该输入信号属于单相接地短路故障中的哪种类型。同理,构建两相相间短路故障 SVM 识别系统、两相接地短路故障 SVM 识别系统,如图 2b、2c 所示,其故障识别过程与单相接地短路故障类似。

[0064] 步骤 5:参数训练

[0065] 通过训练集 90 组数据样本对两个模块的参数进行训练,使得分类模型能够准确确定出输电线路发生的故障类型。最终线性分类模块参数为:alpha = 4.0 和 beta = 11.0;

非线性分类模块参数如表 2 所示。

[0066] 表 2 SVM 网格参数寻优结果

[0067]

类型	参数	C	g	pre	d_e
<i>SVM1</i>		1.05	21.7	100%	0.12
<i>SVM2</i>		6.05	0.49	98.9%	0.05
<i>SVM3</i>		3.97	6.08	100%	0.03
<i>SVM4</i>		36.1	1.62	97.8%	0.07
<i>SVM5</i>		17.1	0.49	98.9%	0.02
<i>SVM6</i>		100	0.47	100%	0.08
<i>SVM7</i>		13.9	4.87	98.9%	0.02
<i>SVM8</i>		11.2	8.2	100%	0.04
<i>SVM9</i>		74.8	2.21	98.9%	0.01

[0068] 表 2 中参数 C 表示惩罚参数, 参数 g 表示核函数宽度, pre 表示分类识别率, d_e 表示支持向量所在平面到超平面的平均距离。

[0069] 步骤 6 :验证方法的有效性及其准确性

[0070] 为了进一步验证本发明提出方法的有效性, 测试集可选择某地区 22 个月内发生典型故障时的录波电流数据。此处选取的测试集共包含 74 组数据。通过对测试集中数据故障的逐一分析, 最终正确分类 72 组, 错误分类 2 组; 诊断准确率为 97.3%, 误诊断率为 2.7%, 符合工程误差率。至此, 整个电力系统输电线路故障诊断及方法验证流程结束。表 3 测试集的部分数据。

[0071] 此实施例仅为本发明较佳的具体实施方式, 但本发明的保护范围并不局限于此, 任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内, 可轻易想到的变化或替换, 都应涵盖在本发明的保护范围之内。因此, 本发明的保护范围应该以权利要求的保护范围为准。

[0072] 表 3 测试集部分数据

[0073]

故障类型	测试样本	小波能量熵			零序电流 I_0
		S_a	S_b	S_c	
AG	x_1	62.265	13.126	12.943	1
	...				
	x_{10}	50.021	15.934	6.091	1
BG	x_{11}	9.927	95.374	10.092	1
	...				
	x_{19}	3.523	40.643	3.412	1
CG	x_{20}	11.217	12.223	90.402	1
	...				
	x_{28}	5.927	6.139	60.727	1
AB	x_{29}	75.248	73.286	1.547	0
	...				
	x_{35}	29.786	30.396	0.493	0
BC	x_{36}	1.152	80.863	81.215	0
	...				
	x_{41}	0.324	32.324	31.962	0
AC	x_{42}	72.637	1.078	71.929	0
	...				
	x_{46}	30.672	0.391	31.346	0
ABG	x_{47}	90.223	91.617	10.632	1
	...				
	x_{51}	9.193	20.092	1.308	1
BCG	x_{52}	9.863	69.426	68.728	1
	...				
	x_{57}	1.209	16.334	16.539	1
ACG	x_{58}	115.514	114.972	17.211	1
	...				
	x_{65}	86.317	85.732	9.241	1
ABCG	x_{66}	93.217	95.272	94.143	0
	...				
	x_{74}	67.355	68.290	67.839	0

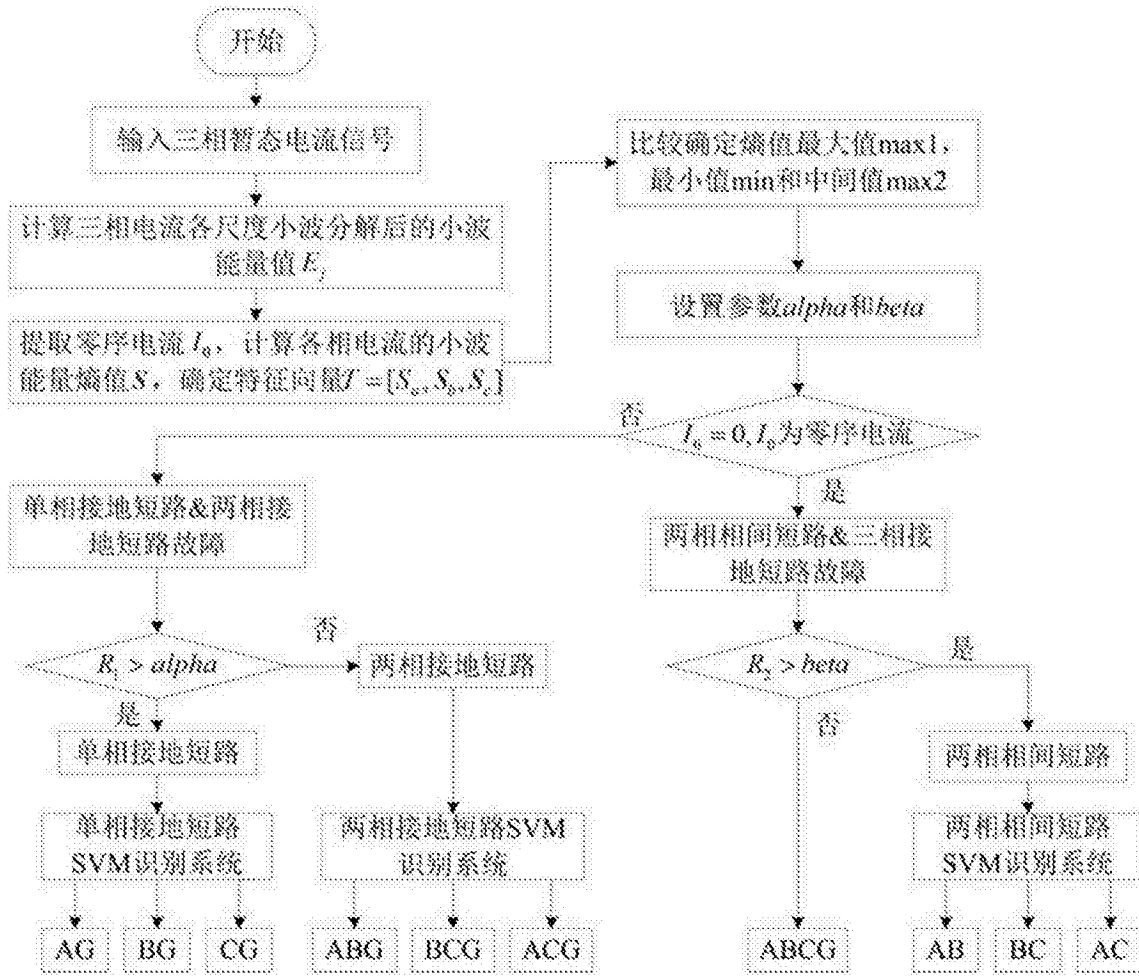


图 1

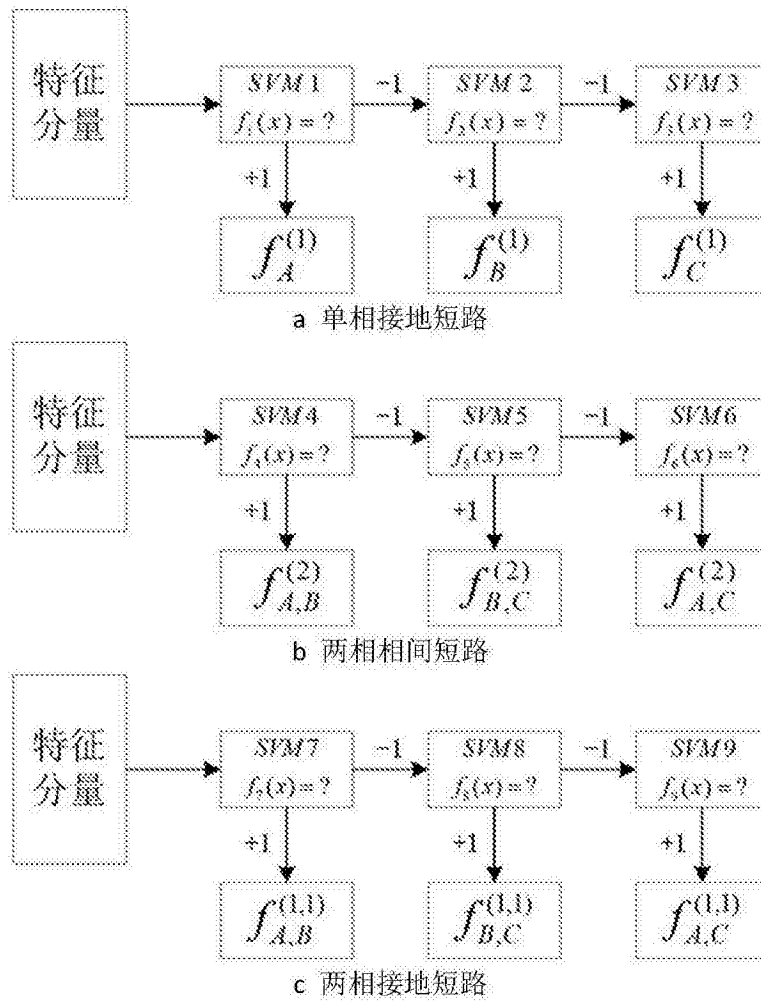


图 2