



移动阅读

刘艳丽,郭凤仪,李磊,等. 矿井供电系统串联型故障电弧仿真分析及诊断方法[J]. 煤炭学报, 2019, 44(4): 1265-1273. doi:10.13225/j.cnki.jccs.2018.0913

LIU Yanli, GUO Fengyi, LI Lei, et al. Simulation analysis and diagnosis method of series fault arc in mine power supply system[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(4): 1265-1273. doi:10.13225/j.cnki.jccs.2018.0913

矿井供电系统串联型故障电弧仿真分析及诊断方法

刘艳丽¹, 郭凤仪¹, 李磊², 郑佳¹

(1. 辽宁工程技术大学 电气与控制工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105; 2. 葫芦岛市产品质量监督检验所, 辽宁 葫芦岛 125000)

摘要:因接触不良或机械损伤,煤矿供电系统会产生串联型故障电弧,串联型故障电弧是引发煤矿电气火灾的原因之一,目前缺少有效的检测手段,影响了井下的供电安全。井下可能存在瓦斯和煤尘等易燃易爆物质,不宜开展串联型故障电弧实验,无法获得大量故障电弧电流样本,加大了井下串联型故障电弧诊断工作的难度。为研究矿井供电系统串联型故障电弧的典型特征及诊断方法,论文首先在 Mayr-Schwarz 电弧数学模型的基础上,建立了矿井供电系统串联型故障电弧仿真模型,并结合实验结果对仿真模型的性能进行了评估;然后对矿井供电系统的采煤系统、胶带输送系统、泵房排水系统、照明系统的串联型故障电弧、过电压、单相接地、两相接地短路、两相短路、三相短路电气故障进行仿真分析、特征分析,以电流信号的过零点数、峰峰值、方差、峭度系数、裕度因子、谐波畸变率、单边功率谱频率方差、小波包系数能量熵、小波包系数峰峰值为特征量,建立了矿井供电系统串联型故障电弧特征参数数据库;最后综合比较决策树、K 近邻、Bagged trees 多分类模式识别方法在故障电弧诊断、选相及抗负载电流波动扰动、抗背景噪声扰动方面的性能,提出了 K 近邻矿井供电系统串联型故障电弧诊断方法。结果表明,建立的串联型故障电弧仿真模型能够用于仿真分析矿井供电系统串联型故障电弧,所建立的特征参数数据库能够反映矿井供电系统串联型故障电弧的典型特征,提出的 K 近邻串联型故障电弧诊断方法可用于矿井供电系统串联型故障电弧诊断及选相。

关键词: 矿井供电系统; 串联型故障电弧; 仿真模型; K 近邻; 故障诊断

中图分类号: TD611 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-9993(2019)04-1265-09

Simulation analysis and diagnosis method of series fault arc in mine power supply system

LIU Yanli¹, GUO Fengyi¹, LI Lei², ZHENG Jia¹

(1. Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China; 2. Product Quality Supervision and Inspection Institute, Huludao 125000, China)

Abstract: Because of bad contact or mechanical damage, the coal power supply system might produce series arc fault. Series arc fault is one of the causes of electrical fire in coal mines. There may be inflammable and explosive materials such as gas and coal dust in the underground. It is not suitable to carry out series arc fault experiment, and thus a lot of fault diagnosis samples cannot be obtained, which brings difficulties for arc fault diagnosis. In order to study the typical characteristics and diagnostic methods of series fault arcs in mine power supply system, a series arc fault simulation model based on the Mayr-Schwarz arc mathematical model was established for mine power supply system and the

收稿日期: 2018-07-10 修回日期: 2018-11-15 责任编辑: 郭晓伟

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51674136); 辽宁省教育厅青年基金资助项目(LJ2017QL010)

作者简介: 刘艳丽(1981—), 女, 辽宁凌源人, 讲师。E-mail: liuyanli19810919@163.com

通讯作者: 郭凤仪(1964—), 男, 内蒙古赤峰人, 教授。E-mail: fyguo64@126.com

performance of this simulation model was evaluated in this paper. Then it simulated and analyzed the electrical faults such as series arc fault, over voltage, single phase ground, two phase ground short circuit, two phase short circuit, three phase short circuit in the coal mining system, belt conveyor system, pump house drainage system, lighting system of mine power supply system. Also, the series arc fault characteristic parameter database of mine power supply system was established by using Zero-crossing point, peak-to-peak value, variance, kurtosis coefficient, margin factor, harmonic distortion rate, unilateral power spectrum frequency variance, wavelet packet coefficient energy entropy, wavelet packet coefficient peak-to-peak value as feature variables. Finally, the paper comprehensively compared the performance of decision tree, K-nearest neighbor and Bagged trees multi-classification pattern recognition method in fault arc diagnosis, phase selection and anti-load current fluctuation disturbance, anti-background noise disturbance, and proposed series arc fault diagnosis method for K nearest neighbor mine power supply system. The results show that the established series arc fault simulation model can be used to simulate and analyze the series arc fault of mine power supply system and the database established in this paper can reflect the typical characteristics of series arc fault in mine power supply system. It also showed that K-nearest series arc fault diagnosis method can be used for the series arc fault diagnosis and phase selection of mine power supply system.

Key words: mine power supply system; series arc fault; simulation model; K near neighbors; fault diagnosis

串联型故障电弧易引起电气安全事故,已成为导致电气设备损坏及引发电气火灾的主要原因之一。矿井等供电系统可能存在瓦斯、煤尘等易燃易爆物质,难以开展串联型故障电弧现场实验,为串联型故障电弧的特征分析及故障诊断工作带来了困难^[1]。因此,建立矿井供电系统串联型故障电弧的仿真模型,开展矿井等供电系统串联型故障电弧的仿真分析、特征分析及故障诊断工作具有重要意义。

国内外学者对电弧数学模型问题开展了诸多研究。PASUMPON^[2], HOSSEINI^[3]等利用 MATLAB 软件对电弧进行仿真分析,包括 Mayr, Cassie, Schwarz, KAMA 模型。文献[2-3]模型中参数的设置仅为经验值或是引用荷兰实验室发布的几种电弧模型里的参数值,参数是否准确有待证明。LI 等^[4]建立了故障电弧的三维磁流体动力学(MHD)仿真模型,分析了封闭空间内部故障电弧温度分布和压力分布情况。郭凤仪等^[5]在 Mayr 电弧模型基础上,分析了电弧初始阶段电晕电阻对故障电弧的影响,建立了串联型故障电弧数学模型。姜斌峰等^[6]发现对简化的 Schavemaker 模型进行仿真得出的电弧电流具有明显的电弧电流零休区、较高的奇次谐波幅值,更适用于低压交流故障电弧仿真研究。

文献[2-6]结合电弧放电阶段的物理特性、伏安特性,对民用供电系统、开关柜故障电弧的数学模型、仿真分析问题提出了相关的见解。但矿井供电系统电路参数、环境条件与其他领域供电系统相比具有特殊性,而电路参数、环境条件的改变也将对故障电弧数学模型的参数产生一定的影响,因此,文献[2-6]的成果不能直接用于仿真分析矿井供电系统串联型

故障电弧。

文献[7]通过分析典型家用负载电弧电流高频分量在时域与频域表现出的不同特征,以电弧电流变化率及 6~12 kHz 频段电流幅值为特征量,对故障电弧进行检测。文献[8]对故障系统电流信号进行标准差分析、小波包分析判断是否发生故障电弧,然后采用后断前检法判断光伏系统发生的故障电弧是串联型还是并联型。文献[9]以回路电流的极差、平均能量、基频能量作为故障特征参数,结合最优距离准则和硬判决规则,对易引发故障电弧的矿用电缆接触松动故障进行了识别。文献[10]采用 S 变换对工业系统故障电弧电流信号进行时频域变换,以特征变换矩阵的特征值为故障电弧特征,采用遗传算法优化后的支持向量机为诊断模型实现了对故障电弧的诊断。文献[11]分析了高频故障电弧电流信号的混沌特性,并以盒维数和关联维数为特征量,采用支持向量机实现了故障电弧的诊断。文献[12]阐述了多层次电弧故障保护策略和直流故障电弧检测应用于智能电网的最新进展。展望了未来低压电弧故障防护装置智能化、集成化和信息化的发展趋势。文献[7-12]对民用、工业、光伏等供电系统的串联型故障电弧进行了特征分析及故障诊断,矿井供电系统与其他领域供电系统电压、电流、负载性质等均不同,不同电路条件下故障电弧的特性参数是必然不同的,因此文献[7-12]串联型故障电弧的研究成果不能直接应用于矿井供电系统故障电弧的特征分析及故障诊断工作。

笔者结合煤矿供电系统的电压、电流、负载性质等实际情况,以 Mayr-Schwarz 电弧数学模型为基

础,建立矿井供电系统串联型故障电弧仿真模型,对故障电弧及其他电气故障进行仿真分析、特征分析,最终建立具有选相功能的矿井供电系统串联型故障电弧诊断模型。研究成果对今后研发矿用故障电弧断路器,提高矿井供电系统的可靠性具有积极意义。

1 矿井供电系统串联型故障电弧仿真模型的建立

1.1 串联型故障电弧的数学模型

矿井等供电系统中易发生串联型故障电弧的主要位置为电缆接头或电缆与开关设备的接头等电气连接点位置。因隔爆需要,电气连接点均置于密闭腔中,串联型故障电弧散热方式主要是传导和辐射,所以论文将以 Mayr 电弧数学模型为基础,建立适用于矿井供电系统串联型故障电弧特性分析的数学模型。Mayr 电弧数学模型以电弧电导 g 的方式表示为

$$\frac{dg}{gdt} = \frac{1}{\tau} \left(\frac{P_h}{P} - 1 \right) \quad (1)$$

式中, t 为电弧燃烧时间; P_h 为电弧功率。

荷兰 KAMA 实验室 Schwarz 等在大量实验验证的基础上,发现实际情况中电弧耗散功率 P 和电弧时间常数 τ 不为常数,因此将 P 和 τ 设为 g 的幂函数,发明了 Schwarz 公式,即

$$\begin{cases} \tau = \tau_m g^\alpha \\ P = P_s g^\beta \end{cases} \quad (2)$$

其中, τ_m 为时间常数系数; α 为常量; P_s 为耗散功率

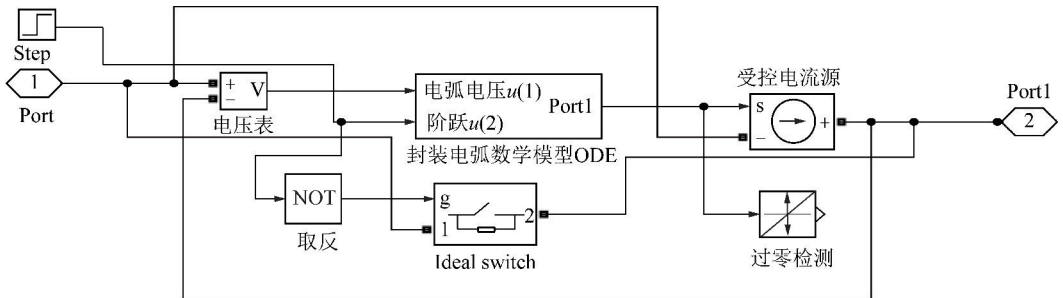


图2 串联型故障电弧模型的下层文件

Fig. 2 Underlying file of the series fault arc mode

采用微分模块封装方法将式(3)转化为基本运算模块, ODE 子系统内部封装如图3所示,其中求得 dg/dt 的函数表达式 $f(\mathbf{u}_1)$ 为

$$f(\mathbf{u}_1) = u(2) \times (1/\tau_m) \times [u(4) \times u(1)/u(6) - 1] \times u(5) \quad (4)$$

式中, \mathbf{u}_1 为由 $u(1), u(2), u(3), u(4), u(5), u(6)$ 组成的变量矩阵; $u(1), u(2), u(4), u(5), u(6)$

常数系数; β 为常量。将式(2)代入 Mayr 电弧数学模型式(1),得到 Mayr-Schwarz 电弧数学模型^[13],即

$$\frac{1}{g^{1-\alpha}} \frac{dg}{dt} = \frac{1}{\tau_m} \left(\frac{P_h}{P_s g^\beta} - 1 \right) \quad (3)$$

1.2 串联型故障电弧仿真模型

笔者以式(3)为基础,建立矿井供电系统串联型故障电弧仿真模型。串联型故障电弧的总体仿真模型如图1所示。其中 Series arc faults model 为封装的串联型故障电弧模型, To Workspace1 对应的 out_u 为串联型故障电弧电压 u_h 。并联阻抗 R, L 分别为线路阻抗及负载阻抗情况。

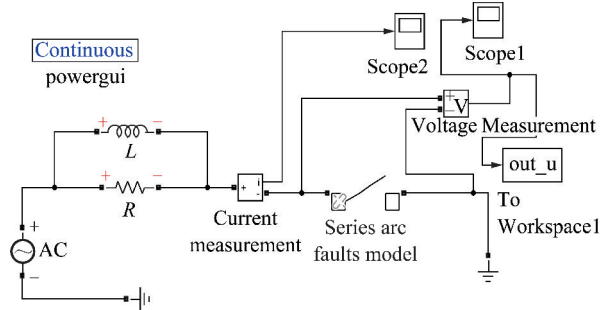


图1 串联型故障电弧总体仿真模型

Fig. 1 Overall simulation model for series arc fault

电弧模型的下层文件如图2所示,图2中 Ideal switch 是理想开关,当 Step 为低电平时,理想开关导通,将电弧模型内部封装的微分方程短路,模拟电路正常运行状态。当 Step 由低电平变为高电平,理想开关断开,微分方程封装导通进行微分运算,模拟产生串联型故障电弧的状态。ODE 子系统为封装的串联型故障电弧数学模型。

为 Mux 模块对应的输入量; $u(1)$ 为电弧电压; $u(2)$ 为阶跃信号输入; $u(4)$ 为电弧电流; $u(5)$ 为 $g^{1-\alpha}$; $u(6)$ 为 P 即 $P_s g^\beta$ 。

电弧电流 i_h 的函数表达式 $f(\mathbf{u}_2)$ 为

$$f(\mathbf{u}_2) = u(3)u(1) \quad (5)$$

式中, $u(3)$ 为电弧电导,求解出的 $f(\mathbf{u}_2)$ 作为 Mux 模块对应的输入量 $u(4)$ 。

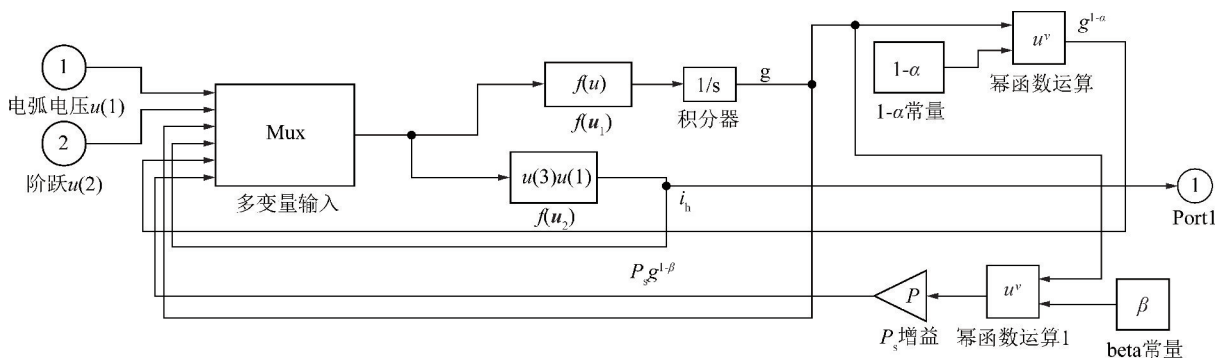


图 3 ODE 子系统内部封装

Fig. 3 Internal package of ODE sub-system

2 串联型故障电弧仿真模型性能评估

为评估串联型故障电弧仿真模型的性能,结合实验室条件,对电源电压为交流 380 V、回路电流为 17 A 时的 Y160M-6 三相异步电动机串联型故障电弧进行实验分析。实验系统如图 4 所示,将串联型故障电弧发生器串入三相电路中的 B 相,模拟产生串联型故障电弧。仿真电路与图 5 带式输送机供电系统串联型故障电弧仿真电路类似,只是电源、负载、供电线路参数设置有所不同。



图 4 380 V/17 A 串联型故障电弧实验系统

Fig. 4 380 V/17 A experimental system of series arc fault

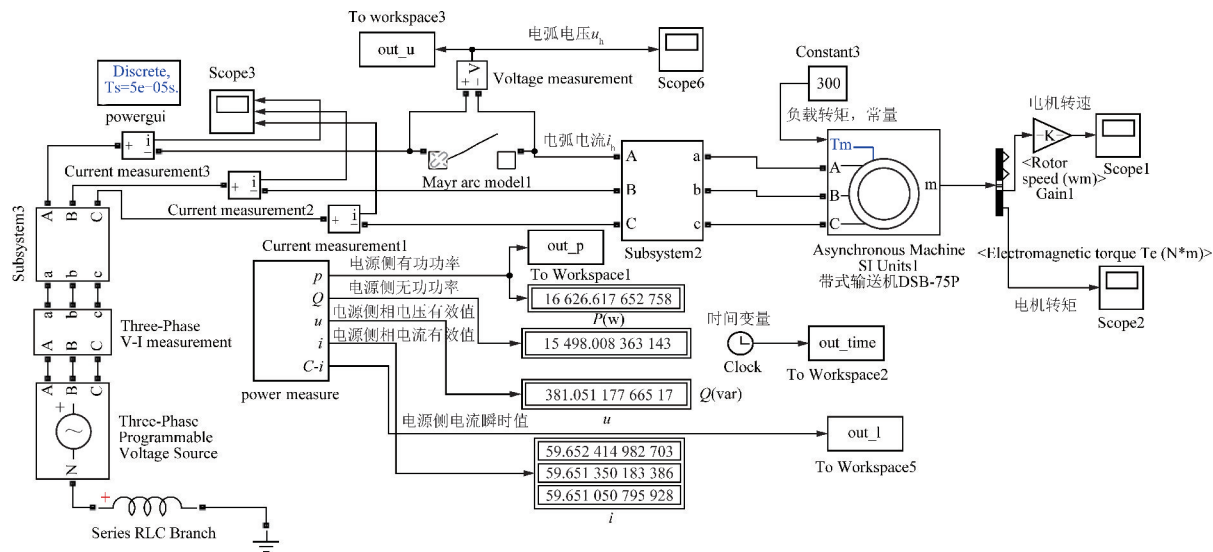


图 5 实验及仿真故障电弧电流波形

Fig. 5 Experimental and simulation current waveform of arc fault

对比刚发生串联型故障电弧时的 5 周期仿真电流波形与实验电流波形(图 6)。由图 6 可见,仿真电流波形与实验电流波形近似,故障相 B 相电流波形发生了畸变。故障相 B 相、未发生故障电弧的 A 相电流幅值较正常运行时有所减小,未发生故障电弧的 C 相电流幅值较正常运行时有所增加。

进一步对仿真和实验电流进行特征分析,结果见表 1。由表 1 可知,仿真及实验对应相电流信号与故

障电弧特征参数值相近,证明仿真分析能够替代现场实验,且仿真结果可应用于矿井供电系统串联型故障电弧特征分析。

3 矿井供电系统电气故障仿真分析

3.1 串联型故障电弧仿真分析

论文对吉煤集团辽源矿业有限责任公司 125 井西西部区井下供电采煤系统、带式输送系统、泵房、照

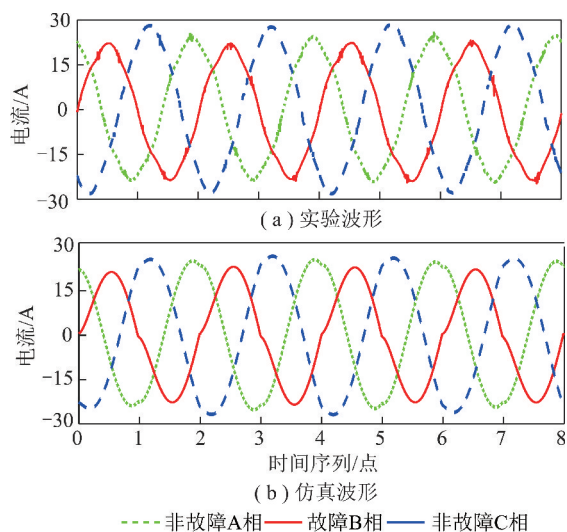


图6 带式输送供电系统仿真电路

Fig. 6 Tape conveying power system simulation circuit

明系统串联型故障电弧进行仿真分析,该井区主要电气设备见表2。

建立的带式输送系统串联型故障电弧仿真电路模型如图5所示,其串联型故障电弧仿真波形如图7所示。

3.2 其他电气故障仿真分析

井下供电系统除串联型故障电弧外,还可能存在过电压、单相接地、两相接地短路、两相短路、三相短路等故障。为防止故障电弧断路器误判,既要供电系统串联型故障电弧及其他电气故障进行仿真分析,仿真电路参数设置见表3。以带式输送系统电动机DSB-75P所在电路为基础,设计其他电气故障仿真电路,如图8所示。其中过电压故障通过在图8电压源模块中加入过电压信号实现。假设图8所示仿真电路在正常运行1s时,A相产生过电压信号

表1 串联型故障电弧电流信号仿真及实验结果特征分析

Table 1 Current signal simulation and characteristic analysis of experimental results of series arc fault

电流相	谐波畸变率/%	基波幅值/A	3次谐波幅值/A	5次谐波幅值/A	7次谐波幅值/A	过零点	峰峰	峭度	方差/ A^2
仿真A相	3.28	25	0.74	0.29	0.16	45	51	1.45	323
仿真B相	7.50	22	1.43	0.60	0.33	60	47	1.61	238
仿真C相	3.03	27	0.70	0.31	0.17	50	54	1.46	361
实验A相	4.45	24	0.43	0.85	0.13	44	52	1.47	282
实验B相	5.95	23	1.09	0.89	0.32	55	49	1.49	251
实验C相	3.19	28	0.30	0.68	0.15	48	58	1.52	379

表2 125井西部区典型供电环节用电设备统计

Table 2 Electrical equipment statistics of typical power supply circuits in western district for 125 mine

供电环节	用电设备	设备型号	额定电压/V
带式输送系统	带式输送机5台	DSJ80	660
	煤帮刮板输送机	SGZ-630/180	660
采煤系统	采煤机	MGD-150 KW	660
	砂帮刮板输送机	SGZ-630/180	660
泵房系统	水泵电机	MD680-65	6 000
照明系统	LED灯	36 W	127

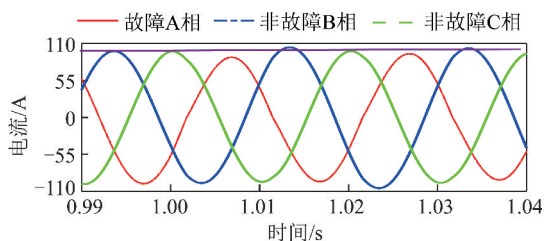


图7 带式输送供电系统故障电弧电流仿真波形

Fig. 7 Fault arc current simulation waveform of tape conveying power system

9所示。由图9可知,在A相发生过电压故障后,三相电流波形均发生严重的畸变,在故障发生后0.16s左右,三相电流重新趋于稳态。对系统发生单相接地故障、两相接地短路故障、两相短路、三相短路的情况本文不再赘述。

4 矿井供电系统串联型故障电弧诊断

井下一级负荷较多,要求故障电弧断路器既不能拒动也不能在发生其他电气故障时误动作。因此,串联型故障电弧诊断是一个多分类的模式识别问题。

$10\ 000e^{-4\ 000(t_1-1)}\text{V}$, t_1 为仿真时间,三相电流波形如图

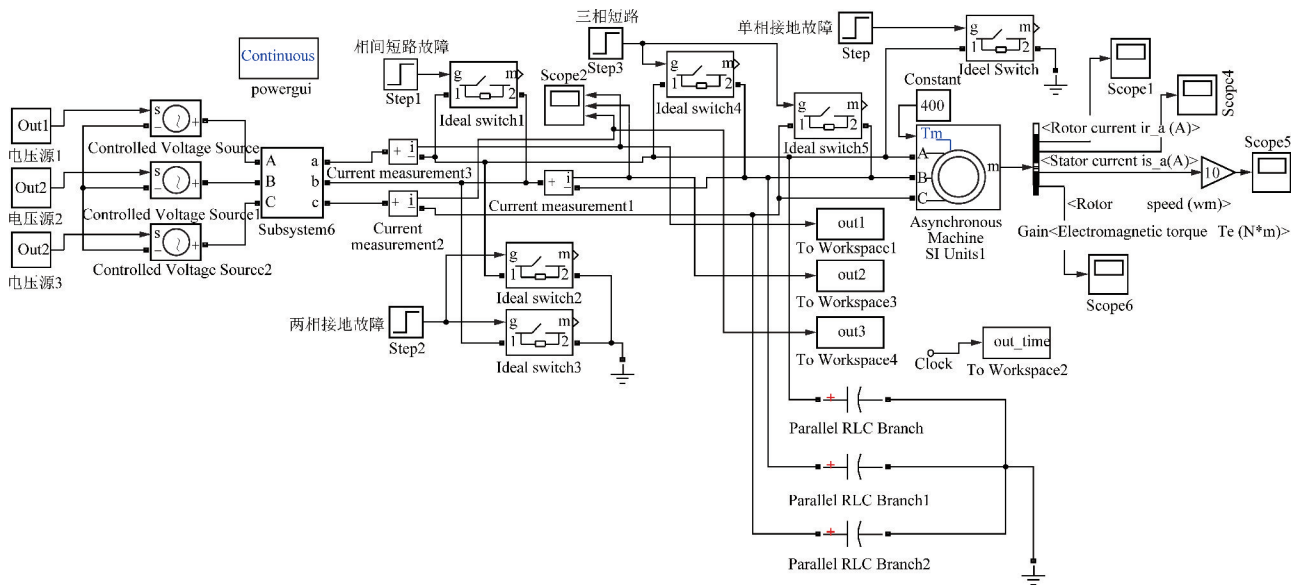


图8 其他电气故障仿真电路

Fig. 8 Simulation circuit of other electrical faults

表3 仿真电路参数设置

Table 3 Simulation circuit parameter settings

电源电压/V	供电线路型号	负载
660	MY-3 * 70+1 * 25	带式输送机电机 DSB-75P
660	MY-3 * 70+1 * 25	带式输送机电机 DSB-75P
660	MY-3 * 70+1 * 25	刮板输送机 SGW-630/180
660	MY-3 * 70+1 * 25	倾角带式输送机 DTL80
660	MY-3 * 70+1 * 25	采煤机 MGD-150NW
127	MY-3 * 70+1 * 25	单台 LED
1 140	MYP-3 * 70+1 * 25	综掘机电机 EZB-160
1 140	MYP-3 * 70+1 * 25	运输巷胶带 DSJ-800/2 * 754105
6 000	MYJV ₂₂ -3 * 150	水泵电机 MD280-65
660	MY-3 * 70+1 * 25	带式输送机 DSB-75P
1 140	MYP-3 * 70+1 * 25	胶带张紧电机 JZB-4
660	MY-3 * 70+1 * 25	采煤机 MGD-150NW

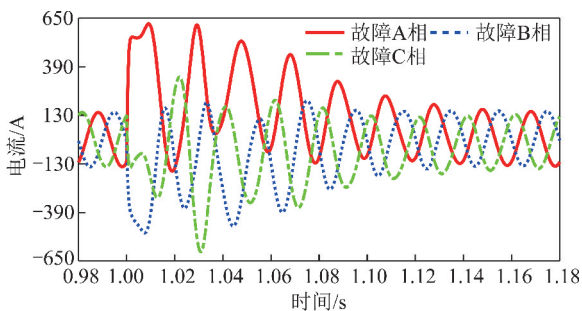


图9 过电压故障电流仿真波形

Fig. 9 Simulation current waveform of overvoltage fault

4.1 故障电弧诊断样本库的建立

对仿真获得的井下电机类及 LED 照明类负载的串联型故障电弧及其他电气故障电流信号进行特征分析。通过特征分析,获得串联型故障电弧电流信号

的时域特征参数为过零点、峰峰值、方差、峭度系数、裕度因子;频域特征参数为谐波畸变率、单边功率谱频率方差;时频域特征参数为小波包系数能量熵、小波包系数峰峰值。取表3每种电路正常运行及故障运行情况下A相、B相、C相仿真电流样本各50个进行特征分析,并按故障类型、故障相、非故障相分类,建立井下串联型故障电弧特征参数数据库,如图10所示。

笔者以矿井供电系统串联型故障电弧特征参数数据库为基础,建立故障电弧诊断样本库。样本库的前9列为由9个特征参数组成的特征向量,第10列为类别标签。样本类别标签定义见表4。将样本按表4分类后,诊断模型在实现故障电弧诊断的同时,将兼具故障电弧选相的功能。

4.2 初选诊断模型

笔者采用 MATLAB Classification Learner 工具箱对所有训练样本的训练准确度进行分析,发现决策树、K近邻、Bagged Trees 三种多分类模式识别方法对训练样本的分类准确度最高,因此初选以上3种算法建立串联型故障电弧诊断模型。

决策树又称判定树,是用于分类和预测的一种树结构。决策树由结点和边构成,内结点表示特征和属性,外结点表示决策分类结果,边代表判别规则。设训练集为 X , 样品总数为 N , 样品包含 M 个不同的类别, N_i 是 X 中属于类别 $\omega_i (i=1, 2, \dots, M)$ 的样品个数。对一个给定样品分类所需的期望信息为 $I(N_1, N_2, \dots, N_M) = -\sum_{i=1}^M P_i \log_2 P_i$, 其中 P_i 是样品属于 ω_i 的概率^[14]。

序号	工作状态	相线	过零点数	峰峰值	方差	峭度系数	裕度因子	波形畸变率	频率方差	小波包系数方差	小波包系数峰峰值
1	正常	A	1608	122.879	1376.342	1.642	4.130	23.480	26.355	9.155	15.647
2		B	1671	124.519	1371.605	1.736	4.238	23.254	26.005	7.980	0.349
3		C	1445	120.907	1399.588	1.654	3.978	22.949	26.340	9.105	14.079
4	故障	A	1319	92.717	1061.300	1.487	3.453	3.993	26.345	9.144	13.668
5		B	1255	107.103	1411.667	1.481	3.447	3.278	26.224	9.104	2.990
6		C	1385	98.727	1138.220	1.528	3.588	2.063	26.411	9.109	29.013
7	正常	A	1363	396.086	17774.052	1.515	3.625	7.788	26.639	9.159	188.445
8		B	1297	388.606	17796.757	1.511	3.541	7.633	26.433	9.180	32.331
9		C	1322	392.776	17850.065	1.505	3.572	7.636	26.734	9.171	375.053
10	故障	A	1340	372.532	16894.176	1.507	3.497	1.307	26.672	9.155	235.700
11		B	1272	380.774	17913.096	1.492	3.450	1.222	26.418	9.178	26.728
12		C	1290	375.308	17306.242	1.502	3.470	1.070	26.751	9.170	418.443
13	正常	A	2097	86.767	513.856	1.758	4.877	47.537	26.329	9.121	10.772
14		B	1808	91.326	533.263	1.739	4.949	49.185	26.265	9.134	5.159
15		C	1781	86.283	528.665	1.718	4.674	50.012	26.420	9.153	29.910
16	故障	A	1240	0.009	0.000	1.713	4.657	83.518	25.581	9.099	0.000
17		B	1773	139.526	1325.497	1.650	4.732	44.027	26.401	9.160	24.631
18		C	1772	139.517	1325.349	1.650	4.732	44.024	26.401	9.160	24.629
19	正常	A	1400	427.551	18354.300	1.558	3.850	1.141	26.781	9.152	478.100
20		B	1462	427.526	18245.608	1.546	3.870	1.043	26.314	7.753	2.756
21		C	1514	436.267	18295.771	1.567	3.967	1.098	26.774	9.167	469.896
22	故障	A	1294	335.066	13588.101	1.504	3.495	2.928	26.644	9.154	193.525
23		B	1270	395.800	18945.276	1.481	3.502	9.986	26.529	9.178	76.013
24		C	1452	439.173	19541.888	1.533	3.843	10.060	26.784	9.169	509.969
25	正常	A	1280	290.880	10576.958	1.500	3.438	0.000	26.643	9.160	195.665
26		B	1280	290.880	10576.958	1.500	3.438	0.000	26.210	9.058	1.619
27		C	1280	290.880	10576.959	1.500	3.438	0.000	26.661	9.172	228.666
28	故障	A	1320	286.104	10197.621	1.505	3.453	1.500	26.629	9.157	175.924
29		B	1260	305.034	11750.107	1.494	3.417	0.848	26.231	9.008	2.850
... 电机故障电弧 LED正常 LED故障电弧 过电压 相间接地 两相短路 单相接地 三相短路 总类别标签											

图 10 矿井供电系统串联型故障电弧特征参数数据库

Fig. 10 Characteristic parameter database of series fault arc in coal mine power supply system

表 4 诊断样本类别标签定义

Table 4 Category label definition for diagnostic samples

类别标签	类别标签定义
类别标签 1	电机负载正常运行及发生串联型故障电弧时非故障相电流特征向量
类别标签 2	电机负载发生串联型故障电弧时,故障相电流特征向量
类别标签 3	LED 照明负载正常运行及发生串联型故障电弧时非故障相电流特征向量
类别标签 4	LED 照明负载在发生串联型故障电弧时,故障相电流特征向量
类别标签 5	发生过电压故障时,故障相的电流特征向量
类别标签 6	发生两相接地短路故障时,故障相的电流特征向量
类别标签 7	发生两相短路故障时,故障相的电流特征向量
类别标签 8	发生单相接地故障时,故障相的电流特征向量
类别标签 9	发生三相短路故障时,故障相的电流特征向量

K 近邻法(KNN)模型简单、无需估计参数,适合多分类问题。K 近邻算法的基本思想是:如果一个样本在特征空间中的 k 个最邻近样本中的大多数属于某一个类别,则该样本也属于这个类别。K 近邻算法的步骤如下:① N 个已知类别的样本 X ;② 输入未知类别的样本 x ;③ 计算 x 到 $x_i \in X, (i=1,2,\dots,N)$ 的距离 $d_i(x)$;④ 按照距离递增的次序进行排序,找到

x 的 k 个最近邻元 $x_k = x_i, i=1,2,\dots,k$;⑤ 观察 x_k 中属于哪一类的样本最多;⑥ 以概率大的或出现率最高的类别作为当前点的预测分类^[15]。

Bagged Trees 算法是将 Bagged 算法与决策树弱学习器结合的集成学习方法。由于 Bagged Trees 算法每次都进行采样来训练模型,因此其泛化能力较强。

Bagged 算法的步骤如下:① 输入样本集 D ;② 对训练集进行第 t 次随机采样, $t=1,2,\dots,N$, 采集 m 次,得到对应的采样集 $D_m = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$;③ 用采样集 D_m 训练第 m 个学习器 $G_m(x)$;④ 对 N 个弱学习器采用投票法生成强分类器 $f(x)$;⑤ 强分类器输出最终分类结果^[16]。

采用 3 种诊断模型对 200 个测试样本进行分析(表 5),由表 5 可知,3 种诊断模型对测试样本诊断效果较好。

表 5 3 种诊断模型对样本的故障诊断效果分析

Table 5 Fault diagnosis effect analysis of three kinds of diagnosis models on samples

算法	决策树	KNN	BaggedTrees
训练准确率/%	99.5	99.8	99.9
预测准确率/%	94	95	94
预测时间/s	0.040	0.025	0.028

4.3 诊断模型抗扰动能力测试分析

矿井供电系统在运行时可能存在负载电流波动和背景噪声扰动,要求故障电弧诊断模型具有较好的抗扰动能力。因此,对决策树、K近邻、Bagged Trees三种诊断模型抗扰动能力测试分析。

(1) 抗负载电流波动扰动效果分析

在200个测试样本中分别加入波动电流扰动(电流信号从0.04~4 s有效值增加10%),加扰后电流信号为 $i(t) = \frac{0.1I_0}{3.96}(t - 0.04) + i_0(t)$, 其中 I_0 , $i_0(t)$ 为正常运行时电流有效值、瞬时值。加扰后故障电弧电流波形如图11所示。对加入负载电流波动扰动后的样本进行故障诊断,诊断效果如图12所示。

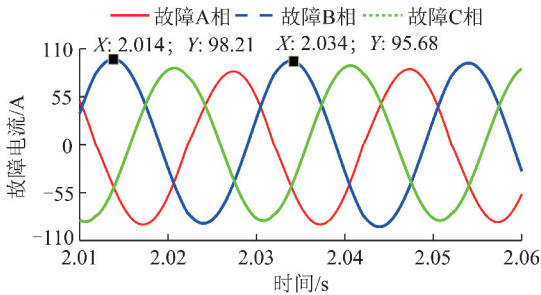


图11 负载电流波动时故障电弧电流信号

Fig. 11 Current signal of arc fault when load current fluctuates

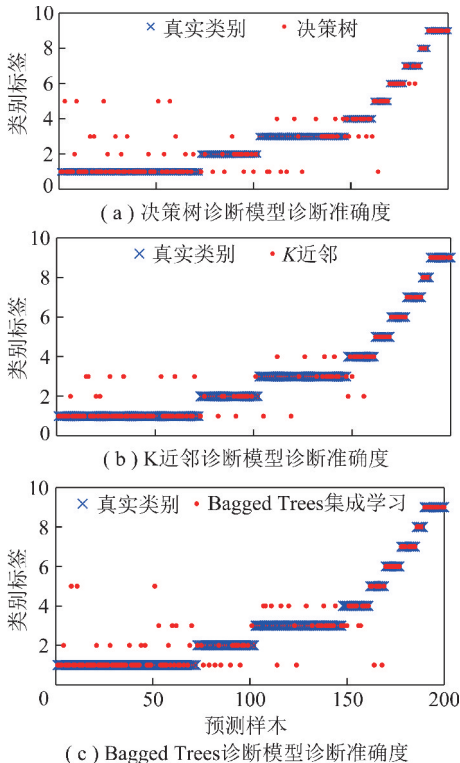


图12 负载电流波动扰动后故障诊断准确度分析

Fig. 12 Fault diagnosis accuracy analysis after load current fluctuation disturbance

(2) 抗背景噪声扰动效果分析

对200个测试样本分别加入信噪比为0.1 dB的噪声信号进行诊断模型抗背景噪声扰动能力测试。胶带输送机电机DSB-75P所在电路加0.1 dB的噪声扰动后故障电弧的仿真电流波形如图13所示。3种诊断模型加入背景噪声扰动后对测试样本的故障诊断准确度如图14所示。

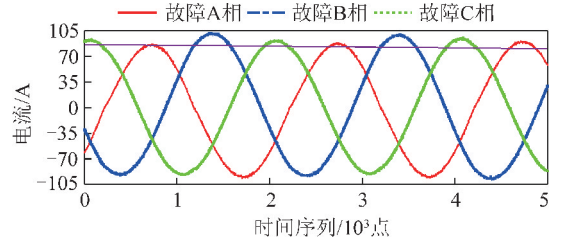


图13 加噪声扰动后的仿真电流信号

Fig. 13 Simulation of current signal after adding noise disturbance

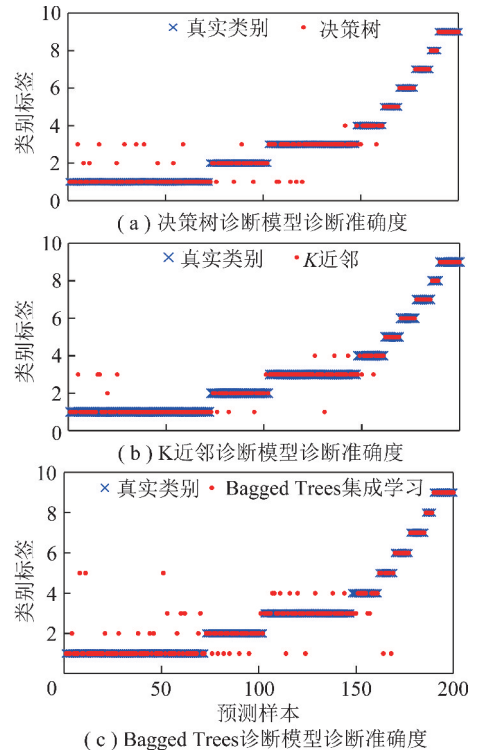


图14 加背景噪声扰动后故障诊断准确度分析

Fig. 14 Fault diagnosis accuracy analysis after add background noise disturbance

由图12,14可知,决策树、Bagged Trees诊断模型抗负载电流波动扰动能力及抗背景噪声能力相对较差,K近邻诊断模型抗扰动效果较好。因此,以K近邻模式识别算法为基础建立矿井供电系统串联型故障电弧诊断模型。综合分析表4,5及图11~14可知,发生故障电弧时,虽然三相电流均会发生不同程度的畸变,但K近邻矿井供电系统故障电弧诊断模型在实现故障电弧诊断的同时,也实现了故障电弧的

选相功能。

5 结 论

(1)建立了矿井供电系统串联型故障电弧仿真模型,通过对仿真模型进行性能评估,提出对于矿井等存在易燃易爆物质不宜开展故障电弧实验的供电系统,可采取建立故障电弧仿真模型并进行仿真分析的方式开展相关研究工作。

(2)以过零点数、峰峰值、方差、峭度系数、裕度因子、谐波畸变率、单边功率谱频率方差、小波包系数能量熵、小波包系数峰峰值为特征量,可建立矿井供电系统故障电弧的特征参数数据库。

(3)对诊断样本类别标签进行了合理定义,提出的K近邻矿井供电系统串联型故障电弧诊断方法可用于串联型故障电弧的诊断及故障选相。

参考文献 (References):

- [1] 孙继平. 基于物联网的煤矿瓦斯爆炸事故防范措施及典型事故分析[J]. 煤炭学报, 2011, 36(7): 1172-1176.
SUN Jiping. The accident prevention measure and analysis based on Internet of things on in the gas explosion of coal mines[J]. Journal of China Coal Society, 2011, 36(7): 1172-1176.
- [2] PASUMPON S, SARAVANAN R, MARUTHU A, et al. Evaluation of high-voltage circuit breaker performance with modified schavemaker arc model[J]. International Journal of Digital Communication and Networks, 2016, 3(2): 18-23.
- [3] HOSSEINI S M H, EMANUEL Youhana Eshagh, ALI Reza Edalatian. The modeling of electric arc in high voltage circuit breakers with use of schavemaker model and negative feedback[J]. International Journal of Science and Engineering Investigations, 2013, 2(16): 19-22.
- [4] RONG M, LI M, WU Yi, et al. 3-D MHD modeling of internal fault arc in a closed container[J]. IEEE Trans. Power Del, 2017, 32(3): 1220-1227.
- [5] 郭凤仪, 王鑫, 刘艳丽. 基于 Mayr 模型改进的适用于串联故障电弧的新模型[J]. 电工电能新技术, 2015, 34(2): 67-71.
GUO Fengyi, WANG Xin, LIU Yanli. New improved model for series arc fault based on Mayr model[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2015, 34(2): 67-71.
- [6] 姜斌峰, 王莉. 低压交流电线故障电弧模型研究[J]. 电力系统及其自动化学报, 2009, 21(4): 20-24.
JIANG Bin Feng, WANG Li. Research on arc model in ac low-voltage electrical wire fault [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2009, 21(4): 20-24.
- [7] 王尧, 韦强强, 葛磊蛟, 等. 基于电弧电流高频分量的串联交流电弧故障检测方法[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(7): 191-197.
WANG Yao, WEI Qiangqiang, GE Leijiao, et al. Series AC arc fault detection based on high-frequency components of arc current [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(7): 191-197.
- [8] 吴春华, 徐文新, 李智华, 等. 光伏系统直流侧故障电弧类型辨识及电路保护[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(17): 5028-5036, 5222.
WU Chunhua, XU Wenxin, LI Zhihua, et al. Arc fault type identification and circuit protection in photovoltaic system[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(17): 5028-5036, 5222.
- [9] 郭凤仪, 陈艳君, 王智勇, 等. 基于 WVD 和 OEW 算法识别矿用栓接电缆电连接松动故障[J]. 煤炭学报, 2015, 40(9): 2218-2224.
GUO Fengyi, CHEN Yanjun, WANG Zhiyong, et al. Identification of electric connection looseness fault for mining bolt cable based on WVD and OEW algorithm[J]. Journal of China Coal Society, 2015, 40(9): 2218-2224.
- [10] 郭凤仪, 高洪鑫, 王智勇, 等. 基于 ST-SVD-PCA 的串联故障电弧特征提取方法[J]. 煤炭学报, 2018, 43(3): 888-896.
GUO Fengyi, GAO Hongxin, WANG Zhiyong, et al. Feature extraction method of series fault arc based on ST-SVD-PCA[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(3): 888-896.
- [11] 杨凯, 张认成, 杨建红, 等. 基于分形维数和支持向量机的串联电弧故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2016, 31(2): 70-77.
YANG Kai, ZHANG Rencheng, YANG Jianhong, et al. Series arc fault diagnosis method based on fractal dimension and support vector machine[J]. Journal of Electrical Engineering, 2016, 31(2): 70-77.
- [12] 刘官耕, 杜松怀, 苏娟, 等. 低压电弧故障防护技术研究与发展趋势[J]. 电网技术, 2017, 41(1): 305-313.
LIU Guangeng, DU Songhui, SU Juan, et al. Research on LV arc fault protection and its development trends[J]. Power System Technology, 2017, 41(1): 305-313.
- [13] WALTER M, FRANCK C. Improved method for direct black-box arc parameter determination and model validation[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(2): 580-588.
- [14] 李定启, 程远平, 王海峰, 等. 基于决策树 ID3 改进算法的煤与瓦斯突出预测[J]. 煤炭学报, 2011, 36(4): 619-622.
LI Dingqi, CHENG Yuanping, WANG Haifeng, et al. Coal and gas outburst prediction based on improved decision tree ID3 algorithm [J]. Journal of China Coal Society, 2011, 36(4): 619-622.
- [15] 付文龙, 周建中, 李超顺, 等. 基于模糊 K 近邻支持向量数据描述的水电机组振动故障诊断研究[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(32): 5788-5795.
FU Wenlong, ZHOU Jianzhong, LI Chaoshun, et al. Vibrant fault diagnosis for hydro-electric generating unit based on support vector data description improved with fuzzy K nearest neighbor [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(32): 5788-5795.
- [16] 宋华明, 程龙生, 马义中, 等. 基于集成学习算法的多变量质量诊断研究[J]. 数理统计与管理, 2014, 33(6): 1048-1057.
SONG Huaming, CHENG Longsheng, MA Yizhong, et al. Multivariate statistical process diagnosis based on ensembling learning algorithm [J]. Journal of Applied Statistics and Management, 2014, 33(6): 1048-1057.