文章编号:1005-0523(2017)03-0109-09

基于 K-means 聚类法的牵引供电隔离开关故障状态监测

刘仕兵,葛俊祥

(华东交通大学电气与自动化工程学院,江西 南昌 330013)

摘要:接触网隔离开关的运行可靠性对于保障牵引供电系统稳定运行有着重要意义。针对隔离开关的机械状态特性,对电机电流与其输出扭矩之间的关系进行了推导。通过电机电流采集系统监测得到隔离开关电机电流信号,使用 wolf 算法计算得电机 电流信号的最大李雅普诺夫指数值为正,证实了该电流信号具有混沌特性。根据相空间重构理论重构电流信号,对重构信号进 行 K-means 聚类分析,获取簇中心并通过簇中心的位置变化判断隔离开关的故障情况。据此将隔离开关的故障情况进行分类, 为隔离开关运行的故障监测以及状态评估提供依据。

关键词:隔离开关;K-means 聚类;相空间重构;电流信号

中图分类号:U225 文献标志码:A

DOI:10.16749/j.cnki.jecjtu.2017.03.017

在接触网隔离开关运行过程中,由于腐蚀、振动等原因引起的开关关节卡涩、弹簧失效以及操作不当合 闸不到位均会造成供电系统回路故障^[1],如何快速直观的对隔离开关进行故障监测是目前面临的难题。隔离 开关故障监测手段主要有红外温度监测^[2],触头温度在线监测^[3-4],触指压力检测^[5],绝缘子超声波探伤^[6]等。目 前最新提出的监测对象是电机电流,通过电流传感器及软件组合实现的电机电流监测系统根据电机电流信 号变化有效的反映隔离开关的运行状态,文献[7]中提出电机电流信号分析法(motor current signal analysis, MCSA),可通过分析电机的定子电流来监测电机及电机下游机器设备出现的机械、电气故障。文献[8]中得出 隔离开关的电机电流和电机输出轴扭矩之间存在函数关系。文献[9]使用电机电流监测系统成功获取电流信 号并观测信号的波动变化来诊断故障,但该诊断方法只是简单的观测电机电流信号的波动频率及幅值变 化,忽略了电流信号所表现出明显的非线性特性,传统的时频分析方法无法有效地描述电流信号中包含丰 富的状态信息,可能会有误判情况的发生。

为了寻求更为有效的可用于工程实际的隔离开关故障状态评估方法,本文使用电机电流采集系统获取 电流信号¹⁹,同时,推导电机电流与操作扭矩的关系。针对隔离开关分合闸过程中电机电流信号具有混沌特 性的特点¹⁰⁰,结合相空间重构理论对信号进行重构,配合 K-means 聚类分析法对重构信号进行聚类分析,获 取其簇中心并通过簇中心的位置变化判断隔离开关的运行情况。期望为隔离开关运行状态的故障监测提供 依据。

1 电机电流信号

1.1 电机电流-输出扭矩关系推导

图 1 为三相异步电动机 T 型等效电路图,图中 R_1 为定子铜损耗电阻, X_1 为定子漏磁通电抗, R_m 为铁损 耗电阻, X_m 为主磁通电抗, X_2' 为折算后的转子漏磁通电抗, R_2' 为转子铜损耗电阻, $R_2'(1-s)/s$ 则代表总机械 损耗的虚拟电阻。根据图 1,在忽略功率传输过程中的铜损和铁损的情况下,得到电机输出功率 P 和定子相

收稿日期:2016-12-26

基金项目:国家自然基金项目(11162006);江西省教育厅科技项目(GJJ150530);江西省教育厅科技项目(GJJ160488)

作者简介:刘仕兵(1970—),男,副教授,研究方向为电气化铁路接触网技术。

电流 I1 的函数关系

$$P=3(I_1-I_0)^2\frac{(1-s)}{s}R_2' \tag{1}$$

式中: I_1 为定子向电流; I_0 为励磁电流;s为转差 率; R_2' 为转子相绕组的等效阻抗。

输出扭矩 T 与负荷功率 P 之间存在以下 关系

$$P=FV \tag{2}$$

$$V = \frac{1\pi Rn}{60} \tag{3}$$

$$T=FR$$
 (4)

$$n=(1-s)n_0$$



图 1 三相异步电机 T 型等效电路 Fig.1 T type equivalent circuit of three phase induction motor

式中:F为扭力;R为轴半径;n为轴转速; n_0 为额定转速。通过化简式(2)~式(5)得出

(5)

$$P = \frac{2\pi (1-s)n_0 T}{60}$$
(6)

在三相异步电动机中励磁阻抗远大于定、转子漏抗,为简化运算过程,可将励磁支路视为开路,可以 得到

$$T = -\frac{90R_1I_1^2}{\pi n_0} + \frac{90U_1I_1}{\pi n_0}$$
(7)

当电机稳定运行时转差率 s 的值趋近于 $0, R_1 + \frac{R_2'}{s} \gg X_1 + X_2'$ 。式(7)可化简为

$$I_{1} = \frac{U_{1}}{R_{1} + \frac{R_{2}'}{s}}$$
(8)

化简式(1),式(6)及式(8)得到输出扭矩 T 与定子相电流 I_1 之间的关系为

$$T = -\frac{90R_1I_1^2}{\pi n_0} + \frac{90U_1I_1}{\pi n_0}$$
(9)

由式(9)可得出输出扭矩与定子相电流之间存在二次函数的关系,可以通过检测电机电流判断隔离开关的运行状态。

1.2 电机电流采集系统

采用由霍尔电流传感器、数据采集卡和 LabVIEW 软件平台构成的系统来获取隔离开关的电流信号。将 霍尔电流传感器串联接入隔离开关电机定子的任意一相,并通过输出端将电流信号传输至数据采集卡进行 模数转换;计算机连接数据采集卡的输出端并使用 LabVIEW 软件进行参数设置监控电流信号。采集系统结 构图如图 2 所示。

1.3 隔离开关电机电流信号

通过图 2 的方法进行故障模拟仿真试验获取了几种故障情况下隔离开关开合闸动作过程中的电机电 流信号,如图 3 所示。从图 3 可知在不同工况下电流信号波形的极值出现时间各不相同,且各波峰之间的时 间间隔也在变化。开关卡涩时,电流信号幅值会增大。弹簧松动时,波峰出现时间较正常情况有较大偏移。显 然,电流信号与隔离开关的机械运行状况密切相关。

2 电机电流信号的相空间重构

2.1 相空间重构理论

相空间重构^{III}的延时坐标法是由 Takens 首先提出的。延时坐标法的本质是一系列一维电机电流信号 X

2.5

2.0





Fig.3 Current signal of isolation switch

通过不同的延迟时间构造出新的多维空间矢量

$$X(i) = \{x(i), x(i+t), \cdots, X[(i+(m-1)t]]\}$$
(10)

在 Takens 的理论中,当 *m*>2*d*+1(*d* 为标量电流信号的维度)时可以确保原一维电流信号与重构后得到 的多维空间矢量信号在特性上保持一致。为对初始电流信号进行分析提供了理论依据。

在信号重构的过程中需要选取合适的维度 *m* 及延迟时间 *t* 以保证相空间重构后的信号为最精确的多 维空间矢量。因此,精确快速的计算电机电流信号的延迟时间和嵌入维度是进行相空间重构的基础。 2.2 C-C 算法计算延迟时间

C-C 算法^[12]是根据时间序列计算关联积分,通过关联积分与时间的统计结论得到延迟时间,适合于非 线性时间序列的求解。在计算电机电流信号 *X*(*i*)的延迟时间时首先定义关联积分

$$C(m,N,r,t) = \frac{2}{M(M-1)} \sum_{1 \le i \le j \le M} \theta(r-d_{ij})$$
(11)

式中:M为关联维度, $r>0, d_{ij}= ||X_i-X_j||$ 。

$$\theta(x) = \begin{cases} 0, x < 0\\ 1, x \ge 0 \end{cases}$$
(12)

定义上述参数之后,其计算步骤如下:

- 1) 将电机电流信号拆分成 t 个不相交的子列,并通过式(10)计算 C(1, N, r, t);
- 2) 通过式(10)对步骤(1)中得到的子列进行相空间重构,并通过式(11)计算 C(m,N,r,t);
- 3) 计算检查统计量 S(m,N,r,t),然后采用分块平均策略求每个序列的 $S_2(m,r,t)$

 $S(m, N, r, t) = C(m, N, r, t) - C^{m}(1, N, r, t)$ (13)

$$S_{2}(m,r_{j},t) = \frac{1}{t} \sum_{s=1}^{t} \left[C_{s}(m,r_{j},t) - C_{x}^{m}(1,r_{j},t) \right]$$
(14)

4) 求取 $S_2(m,r,t)$ 的最大值及最小值,求差值

$$\Delta S_2(m,t) = \max\{S(m,r_i,t)\} - \min\{S(m,r_i,t)\}$$
(15)

表 1 为得到统计量 $\Delta S_2(m,t)$ 与时间 *t* 的关系,图 4 为其关系图。关系图中 $\Delta S_2(m,t)$ 出现第一个极小值 的时刻即为最优延迟时间。由图 4 所得,统计量在 $\tau=5$ 时出现第一个极小值,是以选取 $\tau=5$ 为电机电流信号 的延迟时间。

正常情况

表1 C-C 算法计算得到统计量结果 Tab.1 Results of statistics obtained by C-C algorithm t/s 统计量 3 1 2 4 5 6 0.308 0.207 0.106 0.034 0.001 0.021 S ΔS 0.149 0.139 0.088 0.035 0.027 0.030



2.3 GP 算法计算嵌入维度

选择合适的嵌入维度是保证电机电流信号与重构后的信号保持拓扑结构上一致的基础。嵌入维度值选 择过小会导致重构信号发生交叉甚至折叠,使得信号在结构上发生变化。嵌入维度选择过大则会增加计算 量,削弱计算效率。因此,选取合适的嵌入维度是保证信号正确重构的重要一步,本文选取 GP 算法求解嵌入 维度。

GP 算法^[13]是通过试探使用不同大小的维度对电流信号进行相空间重构,再定义相空间中任意两点间的 距离 r_i(m)及关联函数 C(r,m)为

$$r_{jj}(m) = \| X_n(t_i) - X_n(t_j) \| , i \neq j$$
(16)

$$C(r,m) = \lim_{x \to \infty} \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^{N} H(r - || X_n(t_i) - X_n(t_j) ||)$$
(17)

式中: $H(x) = \begin{cases} 1, x > 0 \\ 0, x \leq 0 \end{cases}$

在式(17)中 C(r,m)代表相空间中任意两点 之间距离不大于 r 的概率。为更直观的观察 r_{ij} (m)与 <math>C(r,m)的线性关系,现构造函数 $D=\ln C$ $(r,m)/\ln r,$ 观察 $\ln C$ 与 $\ln r$ 的线性关系,选取嵌入 维度。图 5 为处理电机电流信号所得到的 $\ln C$ 与 $\ln r$ 的变化曲线,由图 5 可知当 m=3 时曲线的线 性部分不再变化,因此选取嵌入维度 m 的值为3。

3 K-means 聚类算法分析重构信号

电机电流信号通过相空间重构转变成分布 在多维空间中离散位置的点,统称为相轨迹图。 在不同工况下的隔离开关对应的相轨迹分布也





Fig.5 Results of statistics obtained by C-C algorithm

不相同。通过分析电流信号的相轨迹图分布可监测到隔离开关当前的运行状况。鉴于 K-means 聚类分析法 在空间簇分布计算分析上的优势,本文采用该方法对重构信号进行聚类分析。

K-means 算法^[14]可将一系列多维向量X(i)对分成k个簇,其计算过程如下:

1) 随机选取簇心点 μ_1,μ_2,\cdots,μ_k ,作为初始计算的簇中心点;

2)选取序列中任一点计算其到各簇中心的距离,求距离的最小值对应的簇中心,以此判断该点对应的 簇类。通过表达式(18)确定样本 *i* 所在的簇类*j*

$$C(i) = \arg \min ||X_i - \mu_j||^2$$

(18)

3) 对表达式

$$\mu_{j} = \frac{\sum_{i=1}^{m} 1\{c^{(i)} = j\}x^{(i)}}{\sum_{i=1}^{m} 1\{c^{(j)} = j\}}$$
(19)

求取最小值,其中 C(i)代表簇类, μ_j 代表簇类质心点的坐标位置。重复迭代第 2)步及第 3)步,得到最终的簇 类分布。

经迭代计算得到电流信号的 k 个簇中心的坐标之后,通过分析电流信号簇中心位置分布变化监测隔离 开关的状态情况。

4 结果与分析

本文对隔离开关电机电流信号进行获取并通过 C-C 算法、GP 算法、k-means 聚类分析法等方法对信号进行处理,根据处理结果可判断出隔离开关当前的运行状态,本文的结构流程图如下图 6 所示:



4.1 相空间重构结果

本文利用 Matlab 编写 C-C 算法及 G-P 算法程序,对电机电流信号进行分析得到嵌入维度及延迟时间。针对不同工况下的隔离开关电流信号计算得到对应的维度及延迟时间,计算结果如表 2 所示。

	and only only only only only on the				
参数	 工况				
	正常情况	轻微卡涩	严重卡涩	弹簧失效	合闸不到位
嵌入维度	3	3	3	3	3
延迟时间/s	5	6	8	4	5

表 2 隔离开关不同工况下的嵌入维度和延迟时间 Tab.2 The embedding dimension and delay time of the isolation switch under different conditions

根据表 2 中所获得的嵌入维度及时间延迟对电机电流信号进行相空间重构,图 7 是隔离开关在各工况 下的经重构得到的信号。T 为重构信号的延时周期。



图 7 电流信号的相空间重构信号 Fig.7 Current signal reconstruction phase space graph

4.2 最大李雅普诺夫指数

最大李雅普诺夫指数表示相空间相邻轨迹的平均指数发散率的数值特征,是用于识别混沌运动的主要 特征。判断时间序列是否具有混沌特性,可以通过计算其最大李雅普诺夫指数,当指数为正时表明该时间序 列为混沌系统。

采用 wolf 算法计算电流信号的最大李雅普诺夫指数^[15],计算时需结合上文中获得的嵌入维度以及延迟 时间。表3为在不同工况下隔离开关电机电流信号的最大李雅普诺夫指数计算值。表3中所示各工况下的 电机电流信号的指数值均为正,表明隔离开关的电机电流信号具有混沌特性,可以对通过对其进行相空间 重构分析隔离开关的运行状态。

Tab.3 Results of maximum Lyapunov exponent						
工况	正常情况	轻微卡涩	严重卡涩	弹簧失效	合闸不到位	
指数	0.008 3	0.050 6	0.043 0	0.058 3	0.003 8	

最大李雅普诺夫指数结果 耒 3

4.3 K-means 算法计算结果

在对重构信号进行 K-means 聚类分析之前,首先需确定聚类的簇中心个数。表4为簇中心距离与簇中 心个数的关系。由表4可知,随着簇中心个数的增加簇中心总体距离逐渐下降,满足上文中 K-means 算法的 结论,符合预期。

簇数	工况					
	正常情况	轻微卡涩	严重卡涩	弹簧失效	合闸不到位	
1	128	177	409	177	98	
2	70	87	199	121	56	
3	53	67	144	78	41	
4	46	55	112	62	36	
5	41	47	108	58	33	
6	35	43	95	53	32	

表 4 簇中心总体距离变化曲线 Tab.4 The overall distance change curve of cluster center

表 5 为在隔离开关不同状态下簇中心总体距离随簇中心个数增加所下降的比例。通过观察表 5 中簇中 心总体距离的下降比例可以得出:当簇中心从 3 之后下降趋势变缓。因此本文选取电机电流信号的簇中心 的个数为 3。

表 5 簇中心距离下降比例

	Tab.5 Decreased proportion of cluster center distance				%
簇数变化	工况				
	正常情况	轻微卡涩	严重卡涩	弹簧失效	合闸不到位
1~2	45.2	50.5	51.5	31.3	42.8
2~3	24.1	23.5	27.4	35.9	25.9
3~4	12.5	17.2	22.3	19.6	12.3
4~5	12.2	13.8	8.7	7.3	7.7
5~6	12.7	8.7	12.3	9.7	5.1

图 8 为隔离开关各工况下电流信号的簇中 心位置分布。根据图 8 中各种不同故障信号簇中 心与正常信号簇中心位置的偏差可得出:当隔离 开关发生故障时,其簇中心位置较正常情况发生 明显偏移,其中轻微卡涩偏移较小,而严重卡涩 偏移最大。此外,弹簧失效以及合闸不到位簇中 心位置较为接近,可能是发生以上两种故障时隔 离开关机械状态相似导致开关扭矩差距不大造 成的。显然,电机电流信号簇中心的位置与隔离 开关的运行状态紧密相关。根据图 8 中簇中心位 置的偏移情况,对不同情况下簇中心位置进行矢 量求和,对比各种故障与正常状态下矢量和的偏



图 8 簇中心位置 Fig.8 Diagram of cluster center location

移角度以及模值。表6为簇中心矢量和的模值。故障时矢量和的模值皆大于正常情况,说明故障时的电流信 号波动幅度大,其原因可能是发生故障时隔离开关灵敏度下降,电机扭矩变大,无法正常切断开关,符合文中 对故障情况与簇中心位移分布存在关联的预测。

Tab.6 The mode of the cluster center vector value						
参数	工况					
	正常情况	轻微卡涩	严重卡涩	弹簧失效	合闸不到位	
模值	9.521	11.78	14.35	12.231	10.443	
偏差/%	0	23.73	50.72	28.46	9.68	

表 6 簇中心矢量和的模 Tab.6 The mode of the cluster center vector value

表 6 中偏差值为各故障情况下簇中心矢量和模值与正常情况下矢量和模值的偏差。其中隔离开关发生 卡涩时其模值均会变大,而不同程度的卡涩偏差值也不同,严重卡涩偏差值远大于轻微卡涩,其原因可能是 故障情况越严重导致电机扭矩越大,结论与前文中故障情况簇中心模值大于正常情况相一致。此外,合闸不 到位与正常情况下相差不大,可能是由于该故障属于人工操作失误,与隔离开关内部机械损坏不同,造成偏 差较小。经过分析,由表 6 中得出结论:通过 K-means 聚类分析电机电流信号得到的簇中心矢量,在不同工 况下有着明显的差异,可较为精确直观的区分隔离开关的故障模式。在此理论基础上,可展望建立隔离开关 的在线监测系统,设计可视化程序搭配硬件检测工具,为隔离开关的运行维护检修提供保障。

与文献[9]中通过观察电机电流信号的幅值变化和波峰出现时间判断隔离开关故障情况对比,本文采用 K-means 法分析电机电流信号在检测故障方面的优势有以下几点:

本文采用的方法充分挖掘了电机电流信号的非线性特性,利用其混沌特性将信号进行聚类划分,高效的检测故障。

2)通过观测信号的幅值变化来判断故障情况具有很高的人为因素,本方法降低了人为因素在检测时所 造成的误差,提高了检测的准确率。

5 结论

本文研究对象为接触网隔离开关,通过电机电流法获取隔离开关的电流信号后进行状态分析。经分析, 提出了结合相空间重构及 K-means 聚类算法对隔离开关进行故障监测的方法。实验结果表明:

1)通过 wolf 算法计算得到电流信号的最大李雅普诺夫指数均为正,证实了该电流信号具有混沌特性。
 可以根据该特性对电机电流信号进行相空间重构,便于提取隔离开关电机电流信号的状态特性。

2)隔离开关不同工况下的重构信号有着不同的特性信息。K-means 算法对重构之后的信号进行分析得 到其簇中心分布,其中心分布情况则可以清晰的展现不同工况下的特性信息。通过分析所得到的簇中心空 间位置可以更为直观的观测出隔离开关所处的工况状态。

簇中心位置分布不同代表着隔离开关所处的工况状态不同。文中通过对簇中心矢量和的计算,对比其 矢量和偏移的向量角及模值。与正常状态相比,各故障情况下矢量和向量角度并未发生明显偏差,说明在故 障之后隔离开关的运行模式不会发生明显变化。在矢量和的模值比较中,各种故障的模值都比正常值大表 明故障时电流信号波动幅度增大。其中严重卡涩较正常情况、轻微卡涩的模值发生明显变化,表明故障越严 重则矢量和模值越大,其原因可能是故障越严重造成电机扭矩越大,隔离开关的隔离能力越弱。通过聚类分 析电机电流信号可直观有效的监测隔离开关故障情况。

参考文献:

- [1] 靳玉海. 接触网隔离开关常见故障分析及处置措施[J]. 上海铁道科技,2014(4):77-77.
- [2] 杨武,王小华,荣命哲,贾申利.基于红外测温技术的高压电力设备温度在线监测传感器的研究[J].中国电机工程学报, 2002,22(9):113-117.
- [3] 肖荣,徐澄. 220 kV GW6 型隔离开关导电回路过热故障分析及处理[J]. 高压电器, 2013(1):107-110.
- [4] 李中祥,宋建成. 高压隔离开关触头温度在线监测系统的研制[J]. 高压电器,2009,45(2):11-13 17.
- [5] 申超. 基于光纤 Bragg 光栅的高压隔离开关触指压力检测技术研究[D]. 昆明:昆明理工大学,2012.
- [6] 李晓红,王敏,吴敏,陈开路.支柱瓷绝缘子的超声检测有效性[J].中国电机工程学报,2006,26(9);159-163.
- [7] 肖文明,孔力,于龙. 高压开关机械特性在线监测系统的研制[J]. 高电压技术,2004,30(1):52-52.
- [8] 黄聿琛,阮江军,邱志斌,等. 隔离开关操动机构电机输出轴扭矩和电流关系的研究[J]. 高压电器,2015(6):139-144.
- [9] 邱志斌,阮江军,黄道春,等.基于电机电流检测的高压隔离开关机械故障诊断[J].中国电机工程学报,2015(13):3459-3466.
- [10] 高俊杰. 混沌时间序列预测研究及应用[D]. 上海:上海交通大学,2013.
- [11] 张淑清, 贾健, 高敏, 等. 混沌时间序列重构相空间参数选取研究[J]. 物理学报, 2010, 59(3): 1576-1582.
- [12] 胡瑜,陈涛. 基于 C-C 算法的混沌吸引子的相空间重构技术[J]. 电子测量与仪器学报,2012,26(5):425-430.
- [13] 付强,李晨溪,张朝曦.关于 G-P 算法计算混沌关联维的讨论[J]. 解放军理工大学学报:自然科学版,2014(3):275-282.
- [14] 王千, 王成, 冯振元, 等. K-means 聚类算法研究综述[J]. 电子设计工程, 2012, 20(7): 21-24.
- [15] 蔡聪波. 混沌系统最大 Lyapunov 指数的计算及其在脑电数据分析中的应用[D]. 厦门:厦门大学,2001.
- [16] SOUALHI A, CLERE G, RAZIK H. Detection and diagnosis of faults in induction motor using an improved artificial ant clustering technique[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 60(9):4053–4062.

Fault Monitoring of OCS Isolation Switch Based on K-means Clustering

Liu Shibing, Ge Junxiang

(School of Electrical and Automation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: The operation reliability of isolation switches in the overhead contact system (OCS) is of great significance for the stable operation of the traction power supply system. According to the mechanical characteristics of the isolated switch, the function relation between the motor current and the operating torque was deduced in this paper. It adopted the motor current acquisition system to obtain the current signal of the isolation switch and by using the Wolf algorithm it found out the maximum Lyapunov index of the current signal is positive, which shows that the current signal has chaotic characteristics. The current signal was reconstructed through the phase space reconstruction theory, which was then analyzed by K-means clustering to obtain the cluster center, and the fault condition of the switch was judged by the change of the cluster center positions. On the above basis, the fault condition of the isolated switch was classified, which may provide reference for fault monitoring and state evaluation of isolation switches.

Key words: isolation switch; K-means clustering; phase space reconstruction; current signal

