基于多传感器信息融合的变压器故障检测与诊断

吕锋[1], 王秀青[1], 梁彦[2]

(1. 河北师范大学电子系,河北 石家庄 050031; 2. 清华大学自动化系,北京 100084)

摘要: 基于多传感器强跟踪滤波器理论,给出了一种变压器绕组故障实时检测与诊断的方法。该方法将多传感器信息融合与强跟踪滤波器理论相结合,状态估计与参数辨识相集成。计算机仿真表明,在故障发生时它不仅能快速的诊断,还具有较高的参数估计精度和很强的鲁棒性。

关键词: 信息融合; 强跟踪滤波器; 变压器; 参数估计; 故障诊断

中图分类号: TMTP206.3 **文献标识码**: A **文章编号**: 1003-4897(2003)12-0005-04

1 引言

据变压器的各种统计资料表明,绕组是发生故障较多的部件之一。1992 年全国 110 kV 及以上级变压器事故损坏原因分类统计中,直接与绕组有关的事故占到了 46.5 %,国外的统计数字也有类似情况,其 110 kV 配电变压器中绕组故障占 22.6 %。当变压器绕组发生故障时,如变形、绝缘损坏、发热、内部短路等,通常可通过变压器漏电抗和电阻参数的变化暴露出一些不正常的状态信息[1,2]。由于在实际过程中,其参数经常是随机时变的,并且时变规律又是未知的,因此,对变压器运行时的故障参数估计及精度问题,一直是变压器在线故障诊断中的难点。在大多数情况下,由于受电磁波、噪声和外界环境的干扰,加之传感器自身性能等因素的影响,部分传感器可能产生较大的测量误差甚至发生故障,以致于造成控制系统的误动作,严重时还会损坏设备。因此研究采用多传感器组合的变压器故障诊断系统,就必须对这些信息进行融合。目前,已有的各种信息融合技术中,基于扩展 Kalman 滤波器的多传感器信息融合是最重要的方法之一,但该方法关于模型不确定的鲁棒性很差。因此,本文给出了一种新的多传感器信息融合算法,该方法将强跟踪滤波器引入多源信息融合方法中去,从而大大缓解了由于模型不确定性造成的影响,提高了滤波器跟踪突变状态的能力,克服了因个别传感器误差过大造成的估计误差偏大的问题。应用该方法针对变压器的绕组故障进行了分析,经计算机仿真验证了其有效性。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60274059; 60374020);河北省教育厅自然科学研究资助项目(2003240)

2 基于多传感器信息融合的变压器故障诊断系统

图 1 为基于多传感器信息融合的变压器故障诊断系统方框图。该系统由单组传感器状态估计、多传感器参数估计算法和故障诊断三部分组成。图中,用 N 组传感器观测和采集变压器负载电流信号或相关信息,考虑到用 N 组传感器对同一目标状态进行测量,为了使系统具有较强的实时性和较高的精度,对所得信息进行局部强跟踪滤波,在此基础上完成系统的信息融合,经多传感器参数估计得到精确的变压器参数估计值 $\hat{r}$,用于提供故障诊断。

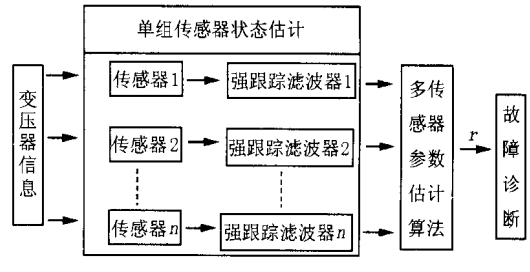


图 1 基于多传感器信息融合的变压器故障诊断系统

Fig. 1 Structure of the transformer fault diagnosis system based on multi - transducer

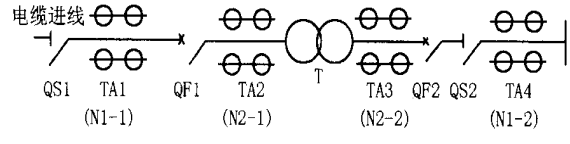


图 2 一、二次供电系统及传感器位置

Fig. 2 First and secondary power supply systems and the position of transducer

图 2 给出了一、二次供电系统及传感器位置,图中,QS1、QS2 为隔离开关,QF1、QF2 为断路器, TA1-

© 1994-2008 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

TA4 为四个传感器(电流互感器)分为二组,分别安装在变压器的一、二次侧,用于检测电流信号,其中,第一组传感器:N1 - 1,N1 - 2;第二组传感器:N2 - 1,N2 - 2。

3 变压器的故障模型

当变压器绕组发生变形、短路、绝缘损坏等故障时,势必会引起变压器模型中的参数变化。但由于变压器实际运行时短路参数的在线测试仍存在一定的难度,因此,研究变压器短路参数的在线估计方法,首先应建立变压器状态与参数联合估计的数学模型。

以单相双绕组变压器为例,如原边每相绕组的电阻、电感分别为 r_1、L_1;副边每相绕组的电阻、电感分别为 r_2、L_2;原、副边绕组的互感为 M、变比为 k;p 为对时间 t 的导数,现将副绕组折算到原绕组,于是单相变压器的二阶矩阵方程为[3]:

$$\begin{bmatrix} u_1 \\ u_2' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_1 + L_1 p & kMp \\ kMp & k^2(r_2 + L_2 p) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2' \end{bmatrix} \quad (1)$$

将式(1)的展开式整理后,写成表达式为

$$\mathrm{F}pi = -\mathrm{R}i + u \quad (2)$$

其中:$i = [i_1, i_2']^{\mathrm{T}}$,$i_1$ 为原绕组电流,i_2' 为副绕组折算到原绕组的电流;

$u = [u_1, u_2']^{\mathrm{T}}$,$u_1$ 为原绕组电压,u_2' 为副绕组折算到原绕组的电压;

F 为二阶电感矩阵,$\mathrm{F} = \begin{bmatrix} L_1 & kM \\ kM & k^2 L_2 \end{bmatrix}$ (3)

R 为二阶电阻对角阵,$\mathrm{R} = \begin{bmatrix} r_1 & 0 \\ 0 & k^2 r_2 \end{bmatrix}$ (4)

取状态变量为

$$x_1 = i_1, x_2 = i_2';$$

考虑到变压器的绕组故障主要表现在绕组变形,部分绝缘老化,绕组匝间击穿短路,线圈焊接点虚接、并联导线断裂等,这些均反映在绕组电阻 r 或漏电抗 ωL 上,如对原、副绕组电阻 r_1、r_2 和漏电感 L_1 进行监控时,取附加的状态变量为:

$$x_3 = r_1, \quad x_4 = r_2;$$

状态向量 $x_e = [x_1 \quad x_2 \quad x_3 \quad x_4]^{\mathrm{T}}$;

对于公式(2)及 x,u 和 i 的定义,采用欧拉离散化方法,最终可以得到四阶故障模型:

$$x_e(k+1) = f(k, u(k), x_e(k)) + \Gamma(k) w(k) \quad (5)$$

式(5)中:

$$f(k, u(k), x_e(k)) = x_e(k) + T_s g(x_e(k), u(k)) \quad (6)$$

T_s 为采样周期;

$$g(x_e(k), u(k)) = \begin{bmatrix} -(\mathrm{F}^{-1}\mathrm{R}(x_3, x_4) i + \mathrm{F}^{-1} u) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$\mathrm{R}(x_3, x_4)$ 是将公式(4)电阻矩阵 R 中的监控参数 r_1、r_2 换成对应的状态变量 x_3、x_4 得到的,如果被估计参数为漏电感 L_1,则将电感矩阵 F 中的监控参数 L_1 换成对应的状态变量即可。

系统电压信号为 $\begin{cases} u_1 = \sqrt{2} U_{1N} \sin\theta \\ u_2' = \sqrt{2} U_{2N} \sin\theta \end{cases}$

$w(k)$ 是均值为 0、方差为 Q 的白噪声。

故障模型的输出方程为

$$y(k+1) = h_e(x_e(k+1)) + e(k+1) \quad (8)$$

式(8)中:

$$h_e(x_e(k+1)) = C x_e(k+1),$$

其中,$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$,$e(k+1)$ 是均值为 0,协方差为 R 的测量噪声。

4 基于多传感器信息融合的变压器参数估计

为了克服由于因个别传感器误差过大造成的估计误差偏大致使目标失去跟踪的现象,实现多源信息系统的融合估计,基于变压器故障模型(5)、(8),假设有 N 组传感器对变压器的负载电流(或功率)进行测量,则第 i 组传感器的输出方程为:

$$y_i(k+1) = h_{ei}(x_e(k+1)) + e_i(k+1)$$
$$i = 1, 2, \cdots, N \quad (9)$$

式(9)中:$h_{ei}(x_e(k+1)) = C_i x_e(k+1)$

考虑到因变压器系统的故障而使参数发生变化(缓变或突变)时,造成原模型与实际系统不匹配,在这种情况下,我们选用强跟踪滤波器(Strong Tracking Filter —STF)[4]。STF 与通常的滤波器相比,具有较强的关于模型不确定性的鲁棒性和极强的关于突变状态的跟踪能力。甚至在系统达到平稳状态时,仍保持对缓变状态和突变状态的跟踪能力。因此系统采用由多处理器支持的并行局部强跟踪滤波器,多传感器信息融合的状态估计取为经过单组传感器状态估计的线性组合[5]。

首先由文献[4]的强跟踪滤波器得到单组传感

© 1994-2008 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

器的局部状态估计 $\hat{x}_{ei}$和估计误差协方差阵 P_i。若已得到 k 时刻状态 $x_e(k)$ 基于全局信息的融合估计值 $\hat{x}_e(k|k)$及估计误差方差阵 $P(k|k)$。当 $k+1$ 时刻各个传感器的测量值到来时,利用 STF 我们将得到状态 $x_e(k+1)$基于全局信息的融合估计值 $\hat{x}_e(k+1|k+1)$及估计误差方差阵 $P(k+1|k+1)$如下:

$$\hat{x}_e(k+1|k+1) = P(k+1|k+1)\{P^{-1}(k+1|k)\hat{x}_e(k+1|k) + \sum_{i=1}^{N} P_i^{-1}(k+1|k+1)\hat{x}_{ei}(k+1|k+1) - P_i^{-1}(k+1|k)\hat{x}_{ei}(k+1|k)\} \quad (10)$$

$$P^{-1}(k+1|k+1) = P^{-1}(k+1|k) + \sum_{i}^{N}[P_i^{-1}(k+1|k+1) - P^{-1}(k+1|k)] \quad (11)$$

其中,一步预测估计值为:

$$\hat{x}_e(k+1|k) = f(k, u(k), \hat{x}_e(k|k)) \quad (12)$$

一步预测误差协方差阵为:

$$P(k+1|k) = F(k, u(k), \hat{x}_e(k|k))\cdot P(k|k)\cdot F^T(k, u(k), \hat{x}_e(k|k)) + \Gamma(k)\cdot Q(k)\cdot\Gamma^T(k) \quad (13)$$

$$F(k+1, u(k), \hat{x}_e(k|k)) = \left.\frac{\partial f(k, u(k), x_e(k))}{\partial x}\right|_{x_e(k)=\hat{x}_e(k|k)} \quad (14)$$

5　变压器故障的实时检测与诊断

变压器绕组故障实时检测与诊断方法:

Step 1:基于强跟踪滤波器[2]和多传感器信息融合算法得到变压器绕组电阻 r_1、r_2 的实时估计(r_2 指折算到原绕组上的电阻):

$$\theta(k|k) = \begin{bmatrix}\theta_1(k|k)\\ \theta_2(k|k)\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}\hat{r}_1(k|k)\\ \hat{r}_2(k|k)\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}\hat{x}_7(k|k)\\ \hat{x}_8(k|k)\end{bmatrix} \quad (15)$$

Step 2: 基于 MB 算法[6],对 $\theta_j(k|k)$, $j \in \{1,2\}$, 进行如下检测:

1) 在 $k=\tau$ 时刻,当 $\theta_j(k|k)$ 使得 MB 算法的 H_1 成立时,可判定 θ_j 已发生了故障,转向 Step 3。

2) 当 MB 算法的 H_0 成立时,转向 Step 1。

Step 3:定义数据窗 L_1 和阈值 ε_j,如果存在 $L \in \{0,1,2\cdots\}$,对所有的 $N \in \{LL_1+1, \cdots, LL_1+L_1\}$, $LL_1 \geq \tau$ 都有

$$|\theta_j(N|N) - \theta_j(N-1|N-1)| < \varepsilon_j, \quad (16)$$

那么在 LL_1+L_1 时刻,估计出故障幅值为

$$\left[(1/L_1)\sum_{N=LL_1+1}^{LL_1+L_1}\theta(N|N)\right] - \theta_j^0 \quad (17)$$

转向 Step 1。

在式(17)中,θ_j^0 是 $\theta(k)$ 在正常运行时的均值。

6　计算机仿真分析

首先设在变压器运行过程中,需用三组传感器即 $i=1,2,3$,在不同的测量噪声下,分别对变压器的有关物理量作实时测量以获得变压器的负载电流,基于变压器故障模型如公式(5)、(9),利用上述多传感器信息融合算法,将对变压器运行时的负载电流信号的去噪、参数估计和故障诊断效果,以及在发生传感器故障时系统的鲁棒性进行分析。

6.1　滤波效果

某单相双绕组变压器的实际参数为:

$r_1 = k^2 r_2 = 1.3\ \Omega$; $L_1 = k^2 L_2 = 4$ H; $kM = 180$ H;

$U_{1N} = U'_{2N} = 2300/\sqrt{2}$ V; $T_s = 0.05$ s; $\theta = \pi/3$ rad

系统的初始条件为:$i_1(0) = i'_2(0) = 0$;

强跟踪滤波器的参数设定为:

$\rho = 0.95$; $P(0|0) = 10I$; $Q = 0.01I$。

表 1 给出了变压器负载电流信号在附加三种不同观测噪声,且观测噪声的协方差为不同取值时,对单组传感器和多传感器在强跟踪滤波器滤波情况下进行仿真得到的均方误差比较表。

表 1　单组传感器和融合多传感器滤波的均方误差比较表

Tab. 1　Comparison of mean square errors of single transducer and multi-transducer

$R(3)=8, R(2)=4$ $R(1)=2$	均方误差	$R(3)=4, R(2)=2,$ $R(1)=1$	均方误差
单组传感器	2.0931	单组传感器	1.6002
2 组传感器融合	1.5990	2 组传感器融合	1.0398
3 组传感器融合	1.0528	3 组传感器融合	0.4164

显然,由表 1 可以看出,采用 3 组传感器融合滤波的结果较单传感器相比,滤波均方差减小。

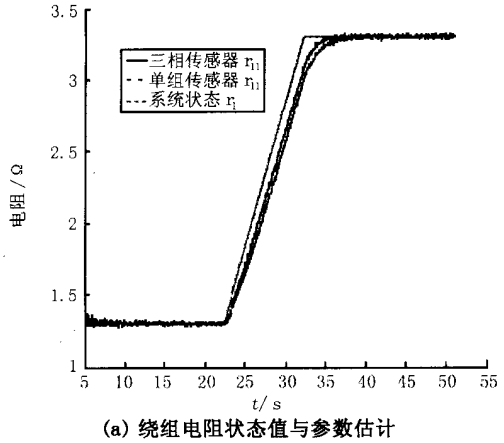
6.2　参数估计与故障诊断

应用 6.1 中的实例,对变压器运行时的参数变化进行故障诊断。MB 算法中的参数设定为:

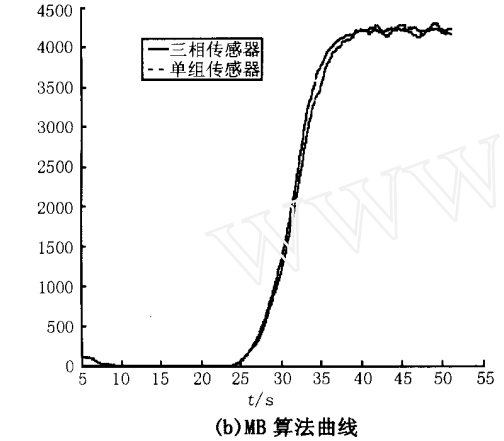
$N_1 = 20$; $\theta_1^0 = 1.3\ \Omega$, $\sigma_{\theta_1^0}^2 = 0.001$; $\beta_{\theta_1} = 1500$; $\varepsilon_1 = 0.001\ \Omega$, $L_1 = 20$。

图 3 给出了在 $k = 22.5$ 32.5 s 之间,变压器原绕组 r_1 发生了 $0.01\ \Omega$ 缓慢变化时,分别采用单组传感器和融合 3 组传感器进行参数估计与故障诊断的仿真曲线。图 3(a) 为参数估计曲线,其中 $r_1 = r_1(k)$, $r_{11} = \hat{r}_1(k|k)$, r_{11}为 r_1 的参数估计值,图 3(b)是 MB 算法的响应曲线,对于单组传感器,在 $k = 30.75$ s 时检测并诊断出 r_1 发生了故障,此时 $MB_{r1} = 1526 > 1500$(阈值),

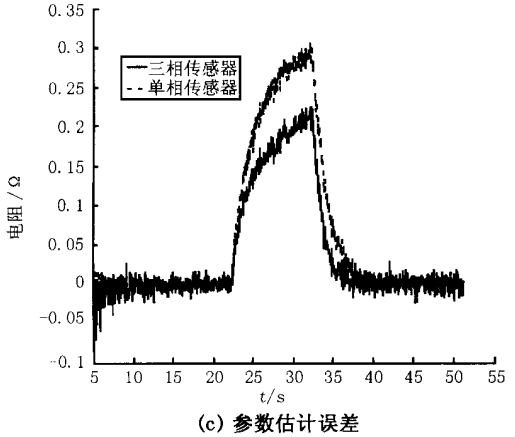
© 1994-2008 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net



(a) 绕组电阻状态值与参数估计



(b) MB 算法曲线



(c) 参数估计误差

图 3 参数估计与故障诊断

Fig. 3 Parameter estimate and fault diagnosis

并在 $k = 36.5$ s 时估计出故障幅值为 + 1.99 Ω, 估计精度达到了 99.5 %; 融合 3 组传感器, 在 $k = 30.3$ s 时检测并诊断出 r_1 发生了故障,此时 $MB_{r1} = 1512 > 1500$(阈值),并在 $k = 35.5$ s 估计出故障幅值为 + 1.993 Ω,估计精度达到了 99.65 %。图 3(c) 为参数估计误差, 单组传感器和融合 3 组传感器参数估计均方差分别为 0.2245 和 0.1497,由图中可以清楚的看出, 融合 3 组传感器参数估计曲线较单传感器更接近于真实值,其估计效果有明显的改进。

对于单传感器,延时了 8.25 s 检测诊断出了相应的故障,而对于融合 3 组传感器,由于参数估计精度的提高,仅用了 7.8 s,达到了对变压器故障的快速检测与诊断。

6.4 传感器发生故障时的参数估计

多传感器信息融合技术不仅能够提高滤波效果和参数估计精度,而且特别是在处理由传感器故障引起观测信号变化情况下,仍能准确、真实地估计参数值,有效地抑制外界信号干扰和影响,具有很好的鲁棒性。图 4 是一个传感器发生故障时的参数估计结果。图 4 显示当第 1 组某传感器在 $k = 35$ s 处发生瞬间故障时,对应着单组传感器和 3 组传感器融合的参数估计曲线。由图中看出,单传感器滤波结果明显反映了故障信号点,而经 3 组传感器融合滤波后,降低了传感器故障对参数估计的影响,提高了估计精度。

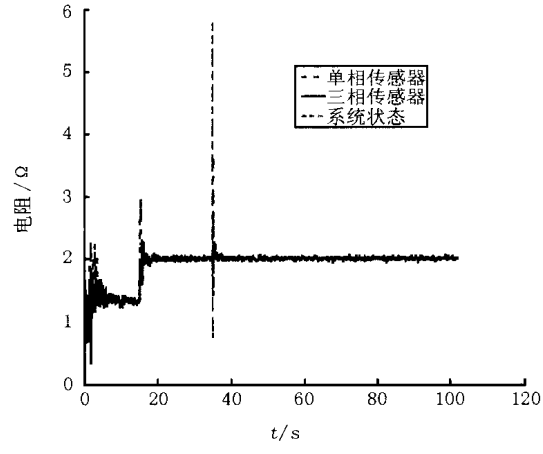


图 4 一个传感器发生故障时的估计结果

Fig. 4 Estimate results when one transducer faults

7 结论

本文通过对变压器短路参数的辨识与故障诊断问题的研究,考虑到由于传感器自身故障所造成的影响,给出了一种基于强跟踪滤波器的多传感器信息融合故障检测与诊断算法,应用该方法对变压器动态系统进行有效的跟踪,实现了变压器参数的在线估计和故障的有效分离。该研究方法提高了故障检测的精度和可靠性,具有快速、准确率高的特点,文中的仿真算例验证了上述结论,为实际应用打下了较好的基础。

(下转第 12 页)

© 1994-2008 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

6 结论

本文将图论中的最小生成树理论优化算法应用于配电网故障恢复供电问题,所提出的数学模型简洁准确地反映了问题实质,比较好地解决了这一带约束优化问题,并且利用这一算法的次优解,还解决了实际中开关拒动问题,说明其可靠与经济,体现了其多方面的优越性,适用于高性能的配电自动化系统。通过算例得到证明,表明了其正确性和程序的有效性及通用性。

参考文献:

[1] 陈竟成,徐德超,于尔铿. 配电网故障恢复系统[J]. 电力系统自动化,2000,24(4):46 - 51.

[2] 林功平. 配电网馈线自动化解决方案的技术策略[J]. 电力系统自动化,2001,25(7):52 - 55.

[3] 李贵存,程利军,刘万顺,等. 三相潮流计算在配电网自动化中的应用[J]. 继电器,2001,29(1):8 - 11.

[4] 桂敏,罗安,申奇男. 配电网可靠性评估系统[J]. 电力系统自动化,2002,26(24):31 - 33.

[5] 江道灼,张峰. 特殊配电网接线故障定位和隔离的改进算法[J]. 电力系统自动化,2002,26(21):62 - 66.

收稿日期: 2003-04-30; **修回日期**: 2003-07-18

作者简介:

黄宗君(1979 -),男,硕士研究生,研究方向为电力系统调度自动化及计算机应用、配电自动化等。

A distribution network reconfiguration algorithm based on least weight tree for service restoration after faults

HUANG Zong-jun

(Institute of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Based on the simplification of the real distribution network of graph theory, this mathematical model consists of minimum network loss, minimum switch loss and highest network reliability; meanwhile, it also involves the constraint conditions of distribution connectedness, radiation, and power capacity. It can give an optimal solution and serial sub - optimal solutions to reconfiguration. This algorithm is of simpleness, practice, and real - time, which has high applicability in distribution automation system. Through the calculation for a test system, it shows the advantages of algorithm.

Key words: service restoration; least weight tree; sub - optimal solution

(上接第 8 页)

参考文献:

[1] 朱明林,金之俭,朱之述. 变压器绕组变形诊断中的等效模型参数辨识[J]. 电力系统自动化,2001,25(8):38 - 41.

[2] 王钰. 用频响分析法和低压脉冲法检测变压器绕组变形的研究[D]. 西安交通大学博士研究报告, 1998.

[3] 杨顺昌. 电机的矩阵分析[M]. 重庆: 重庆大学出版社,1988:64-90.

[4] 周东华,席裕庚,张钟俊. 非线性系统的带次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波[J]. 控制与决策,1990,5(5):1-6.

[5] 文成林. 动态系统多尺度估计理论及其应用研究[D]. 清华大学博士后研究报告,2002:84-122.

[6] Zhou D H, Sun Y X, Xi Y G, Zhang Z J. Sensor Fault Detection and Diagnostics of Nonlinear Systems with Application to Paper Machines[R]. Proc. Of 12th IFAC World Congress, 1993, 1:497-500.

收稿日期: 2003-03-21; **改回日期**: 2003-06-30

作者简介:

吕 锋(1958 -),女,教授,研究方向为电气控制、故障诊断;

王秀青(1970 -),女,研究生,讲师,研究方向为计算机控制、故障检测与诊断;

梁 彦(1971 -),男,博士后,研究方向为信息融合及故障诊断。

Real - time fault detection and diagnosis for transformers based on multi - transducer

LÜ Feng[1], WANG Xiu-qing[1], LIANG Yan[2]

(1. Electrical department, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050031, China;
2. Department of automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Based on the theory of strong tracking filters(STF), an online fault diagnosis method for transformers is given by combining state estimate and parameter identification. Computer simulations show that this method can effectively determine what kind of fault happens and which parameter is related to the fault. In addition, the parameter identification remains accurate when the fault happens.

Key words: information fusion; STF; transformer; parameter estimate; fault diagnosis

© 1994-2008 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net