

基于多传感器数据融合发电机参数的在线估计

吕 锋¹, 孙 杨², 韩提文¹

(1. 河北师范大学电子系, 河北 石家庄, 050031;
2. 河北省电力公司, 河北 石家庄, 050021)

摘要: 发电机实际运行中, 由于受外界环境(如电磁波)的干扰以及传感器老化等因素的影响, 传感器容易发生参数型故障. 为了有效地在线估计发电机工作参数, 利用多传感器的冗余和强跟踪滤波器, 设计了基于发电机参数数学模型的在线估计器. 该估计器具有自然的并行结构, 设计参数和计算量较少, 尤其适于工程应用. 由于失效传感器被有效剔除, 该估计器对失效传感器具有很强的鲁棒性. 计算机仿真结果证明了该算法的有效性.

关键词: 传感器; 数据融合; 发电机; 参数估计

中图分类号: TM311

文献标识码: A

文章编号: 1005-9792(2003)04-0409-04

随着现代电力系统容量及网络规模的不断发展, 影响安全、可靠运行的因素也越来越多. 发电机作为电力系统中最重要设备之一, 其动态参数准确与否, 直接关系到系统运行是否稳定. 在实际应用中, 这些参数在线测试难以实现, 过去多采用设计值或离线测量参数为依据, 而这些参数由于受饱和程度、绕组故障等因素的影响, 有时会严重偏离设计值, 造成系统运行分析及控制的误差. 目前, 针对发电机参数辨识的研究较多^[1-6], 但在实际运行中, 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发电机参数估计系统, 就必须对这些信息进行融合. 基于扩展 Kalman 滤波器的多传感器数据

融合是重要的方法之一, 但该方法关于模型不确定的鲁棒性较差, 从而造成估计不准, 甚至发散. 为此, 作者研究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, 大大缓解了模型不确定性的影响, 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. 应用该方法对发电机的参数进行在线估计, 计算机仿真验证了其有效性.

1 发电机参数在线估计系统

图 1 所示为多传感器数据融合发电机参数的在线估计系统框图. 该系统由传感器、局部强跟踪滤波器、传感器故障检测、系统重构和主滤波器 5 部分组成

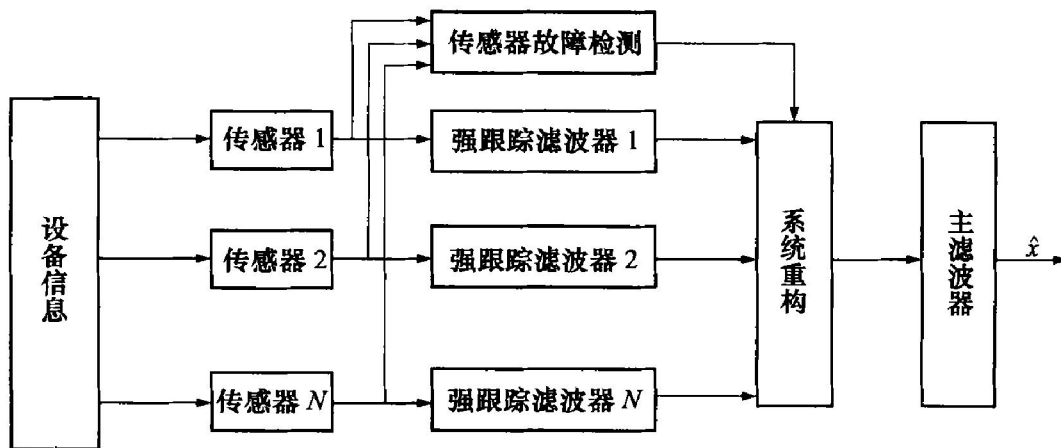


图 1 发电机参数在线估计系统框图

收稿日期: 2003-04-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60274059); 河北师范大学基金资助项目(L200207)

作者简介: 吕 锋(1958-), 女, 辽宁大连人, 河北师范大学教授, 从事电气控制、故障诊断的研究.

成. 图中, 用 N 个传感器观测和采集发电机定子电压、电流和励磁电压、电流信号或相关信息, 考虑到 N 个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, 并实时检测传感器故障以确保该系统输出精确、可靠的测量信息. 在此基础上完成系统的重构, 经主滤波器得到精确的发电机参数估计值 \hat{x} , 用于电力系统分析和故障诊断.

假设用 N 个传感器测量同一指标参数, 则第 i 个传感器所测量的数据为 $x_i (i = 1, 2, \dots, N)$. 易知 x_i 具有随机性, 但当其正常工作时, 某时刻的测量值应与该时刻的被测量值接近. 当 N 个性能优良的传感器对某一特征指标进行正常测量时, 所有测量值的两两差值的绝对值应在一个有限的范围内(以经验值 δ 为中心). 某个传感器若不满足要求, 则可认为该传感器产生较大误差或发生故障, 这时剔除该传感器, 进行系统重构, 能得到较精确的估计值.

2 发电机参数辨识数学模型的建立

2.1 发电机动态数学模型

发电机的 5 阶矩阵方程为^[6]

$$\begin{bmatrix} u_d & u_q & u_F & u_D & u_Q \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} R_a + L_d p & L_q \omega & M_{dF} p & M_{Dd} p & M_{Qq} \omega \\ -L_d \omega & R_a + L_q p & -M_{dF} \omega & -M_{Dd} \omega & M_{Qq} p \\ M_{dF} p & 0 & R_F + L_F p & M_{FD} p & 0 \\ M_{Dd} p & 0 & M_{DF} p & R_D + L_D p & 0 \\ 0 & M_{Qq} p & 0 & 0 & R_Q + L_Q p \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_d & i_q & i_F & i_D & i_Q \end{bmatrix}^{-1}. \quad (1)$$

式中: i_d, i_q, i_F, i_D, i_Q 分别为定子 d, q 轴绕组、励磁绕组和转子 d, q 轴阻尼绕组的电流; u_d, u_q, u_F, u_D, u_Q 分别为定子 d, q 轴绕组、励磁绕组和转子 d, q 轴阻尼绕组的电压, 对于阻尼绕组有 $u_D = u_Q = 0$; R_a, R_F, R_D, R_Q 分别为定子绕组、励磁绕组和转子 d, q 轴阻尼绕组电阻; L_d, L_q, L_F, L_D, L_Q 分别为定子 d, q 轴绕组、励磁绕组和转子 d, q 轴阻尼绕组自感; $M_{dF}, M_{Dd}, M_{DF}, M_{Dq}$ 分别为定子 d 轴绕组、励磁绕组、转子 d 轴阻尼绕组、定子 q 轴绕组与转子 q 轴阻尼绕组间的互感; ω 为角频率; $p = \frac{d}{dt}$, 为对时间 t 的求导.

将矩阵(1)的展开式整理后, 写成矩阵形式为

$$Fp\mathbf{i} = -(\mathbf{R} + \omega\mathbf{G})\mathbf{i} + \mathbf{u}. \quad (2)$$

式中: $\mathbf{i} = [i_d \ i_q \ i_F \ i_D \ i_Q]^T$, 为各绕组电流向

量; $\mathbf{u} = [u_d \ u_q \ u_F \ 0 \ 0]^T$, 为各绕组端电压信号. 由 p 的系数形成的电感矩阵 \mathbf{F} 为

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} L_d & 0 & M_{dF} & M_{Dd} & 0 \\ 0 & L_q & 0 & 0 & M_{Qq} \\ M_{dF} & 0 & L_F & M_{FD} & 0 \\ M_{Dd} & 0 & M_{DF} & L_D & 0 \\ 0 & M_{Qq} & 0 & 0 & L_Q \end{bmatrix}.$$

由 ω 的系数形成的电感矩阵 \mathbf{G} 为

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} 0 & L_q & 0 & 0 & M_{Qq} \\ -L_d & 0 & -M_{dF} & -M_{Dd} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

电阻对角阵 \mathbf{R} 为

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} R_a & & & & \\ & R_a & & & \\ & & R_F & & \\ & & & R_D & \\ & & & & R_Q \end{bmatrix}.$$

2.2 状态与参数联合估计

取状态变量为: $x_1 = i_d, x_2 = i_q, x_3 = i_F, x_4 = i_D, x_5 = i_Q$, 若对发电机绕组电阻 R_a 、电感 L_d 进行监控, 则取附加的状态变量为: $x_6 = R_a, x_7 = L_d$.

同样也可对其他参数进行类似处理, 状态向量为: $\mathbf{x}_e = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5 \ x_6 \ x_7]^T$.

对于公式(2)及 \mathbf{x}, \mathbf{u} 和 \mathbf{i} 的定义, 采用欧拉离散化方法, 最终可以得到 7 阶数学模型:

$$\mathbf{x}_e(k+1) = f(k, \mathbf{u}(k), \mathbf{x}_e(k)) + \Gamma(k)w(k). \quad (3)$$

其中: $f(k, \mathbf{u}(k), \mathbf{x}_e(k)) = \mathbf{x}_e(k) + T_s g(\mathbf{x}_e(k), \mathbf{u}(k)); T_s$ 为采样周期;

$$g(\mathbf{x}_e(k), \mathbf{u}(k)) = \begin{bmatrix} -(\mathbf{F}^{-1}(x_7)(\mathbf{R}(x_6) + \omega\mathbf{G}(x_7))\mathbf{i} + \mathbf{F}^{-1}(x_7)\mathbf{u}) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

$\mathbf{F}^{-1}(x_7), \mathbf{R}(x_6), \mathbf{G}(x_7)$ 是将式(2)中电阻、电感矩阵中的监控参数 R_a 和 L_d 换成对应的状态变量 x_6 和 x_7 得到的参数. $w(k)$ 是均值为零、方差为 Q 的白噪声; 电压 u_d 和 u_q 分别由定子的三相电压 u_a, u_b, u_c 经坐标变换得到.

模型的输出方程为

$$y(k+1) = h_e(x_e(k+1)) + e(k+1). \quad (5)$$

$$\text{其中: } h_e(x_e(k+1)) = \begin{bmatrix} \sqrt{x_1^2 + x_2^2} \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_d^2 + i_q^2 \\ i_F \end{bmatrix};$$

$e(k+1)$ 为零均值、协方差为 R' 的测量噪声。

3 基于多传感器信息融合的发电机参数估计

3.1 基于多传感器信息融合方法

为了克服由于个别传感器误差过大造成估计误差偏大、目标失去跟踪的现象,实现多源信息系统的融合估计,基于发电机数学模型(3)和(5),用 N 个传感器对负载电流(或功率)、励磁电压、电流进行测量。考虑到因发电机系统发生故障而使参数发生变化(缓变或突变),造成原模型与实际系统不匹配的现象,故采用由多处理器支持的并行局部强跟踪滤波器(Strong Tracking Filter, 即 STF)。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,仍具有对缓变状态和突变状态的跟踪能力。主滤波器的状态估计采用经过局部滤波器状态估计的线性组合^[7]。

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 $P(k|k)$, 则当 $k+1$ 时刻各个传感器的测量值到来时,可利用 STF 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 $P(k+1|k+1)$:

$$\begin{aligned} \hat{x}_e(k+1|k+1) &= P(k+1|k+1) \cdot \\ &\{ P^{-1}(k+1|k) \hat{x}_e(k+1|k) + \\ &\sum_{i=1}^N P_i^{-1}(k+1|k+1 - \alpha_i) \hat{x}_{ei}(k+1|k+1 - \alpha_i) - \\ &P_i^{-1}(k+1|k) \hat{x}_{ei}(k+1|k) \}; \\ P^{-1}(k+1|k+1) &= P^{-1}(k+1|k) + \\ &\sum_i^N [P_i^{-1}(k+1|k+1) - P_i^{-1}(k+1|k)]. \quad (6) \end{aligned}$$

其中,一步预测估计值为

$$\hat{x}_e(k+1|k) = f(k, u(k), \hat{x}_e(k|k)). \quad (7)$$

一步预测误差协方差阵为

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

$$\hat{x}_e(k|k)) + \Gamma(k) Q(k) \Gamma^T(k), \quad (8)$$

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

$$\left. \frac{\partial f(k, u(k), x_e(k))}{\partial x} \right|_{x_e(k) = \hat{x}_e(k|k)}. \quad (9)$$

式中: $\hat{x}_{ei}(k+1|k+1)$ 和 $P_i(k+1|k+1)$ 分别为状态 $x_{ei}(k+1)$ 基于 STF 和传感器 i 的局部估计值和估计误差协方差阵; α_i 为传感器系统重构系数。当传感器 i 在 k 时刻被剔除时, $\alpha_i = 1$ (否则 $\alpha_i = 0$), 该时刻的局部估计值 $\hat{x}_{ei}(k+1|k+1)$ 仍由 k 时刻以前的测量值得出, 即 $\hat{x}_{ei}(k+1|k+1) = \hat{x}_{ei}(k+1|k)$, 且 $\hat{x}_{ei}(k+1|k+1)$ 不参与全局状态估计。

3.2 计算机仿真与结果分析

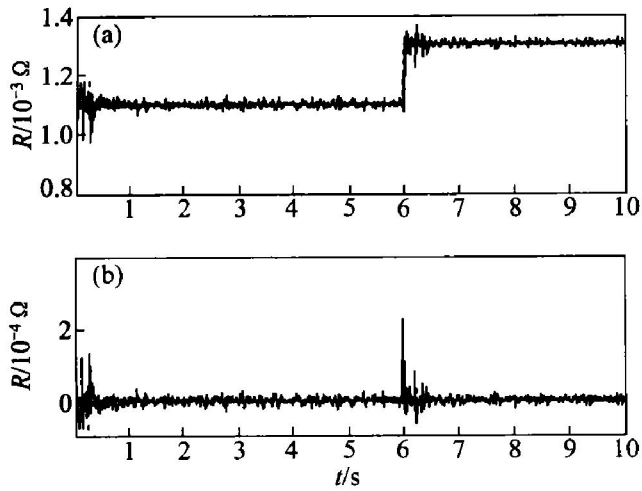
某台发电机技术数据如下: $W_N = 300$ MW; $U_N = 10$ kV; $L_d = L_q = 5.85$ mH; $M_{dF} = 5.50$ mH; $M_{Dd} = M_{Dq} = 5.47$ mH; $L_F = 5.73$ mH; $L_D = L_Q = 5.59$ mH; $M_{FD} = M_{DF} = 5.5$ mH; $R_a = 0.0011$ Ω ; $R_F = 0.0029$ Ω ; $R_D = R_Q = 0.0683$ Ω ; $T_S = 0.002$ s; $u_F = 100$ V。

系统的初始条件为: $i_d(0) = i_q(0) = i_F(0) = 0$; 强跟踪滤波器的参数设定为: $\rho = 0.95$; $P(0|0) = 10I$ 。则由发电机参数辨识数学模型(3)和(5),基于强跟踪滤波器和主滤波器可得到发电机绕组电阻 R_a 、自感 L_d 的实时估计:

$$\theta(k|k) = \begin{bmatrix} \theta_1(k|k) \\ \theta_2(k|k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_a(k|k) \\ L_d(k|k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{x}_6(k|k) \\ \hat{x}_7(k|k) \end{bmatrix}. \quad (10)$$

图2所示为采用单传感器和融合3个传感器对参数 R_a 的在线估计曲线。其中:图2(a)为参数估计曲线, R_a 在 $k = 300$ (0.6 s) 处发生了 0.000 2 的跳变;图2(b)所示为误差估计曲线,采用单传感器时参数 R_a 的均方误差为 4.8268×10^{-5} , 融合3个传感器对参数 R_a 估计的均方误差为 2.8544×10^{-5} 。可见,系统对突变状态具有很强的跟踪能力。显然,融合3个传感器的估计值更接近真实值。

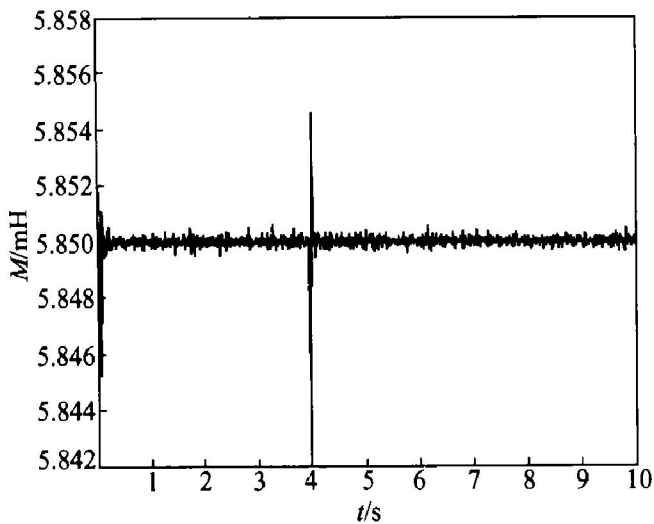
图3所示为当传感器在 $k = 200$ (0.4 s) 处发生故障时,采用单传感器和融合3个传感器对参数 L_d 的估计曲线。由于在多传感器融合系统中采用了传感器故障检测与隔离,从而剔除了故障传感器的有关数据对参数估计精度的影响。



(a) —参数估计曲线; (b) —误差估计曲线

...—系统状态; 实线—单传感器; 虚线—三传感器

图 2 单传感器和融合 3 个传感器 R_a 估计曲线



...—系统状态; 实线—单传感器; 虚线—三传感器

图 3 传感器发生故障时的估计曲线

4 结 论

针对发电机参数在线估计问题, 考虑传感器故障的影响, 给出了一种新的参数辨识方法. 该方法采用多传感器数据融合, 基于强跟踪滤波器理论, 提高了系统的可靠性、实时性和精度, 计算机仿真结果验证了其有效性.

参考文献:

- [1] 米增强, 陈志忠, 南志远, 等. 同步发电机动态参数辨识[J]. 中国电机工程学报, 1998, 18(2): 100-105.
- [2] 郑逢时, 赵睁鸣. 用最小二乘辨识方法参数取水轮发电机参数[J]. 电工技术学报, 1994, 9(3): 1-4.
- [3] Merchant R W, Gibbarn M J. Identification of synchronous machine parameters from standstill tests using recursive estimation with the bilinear operator[J]. IEEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution, 1992, 139(2): 157-165.
- [4] 王红宇, 郭志忠, 周逢权. 气轮发电机动态数学模型参数辨识[J]. 继电器, 2002, 30(12): 15-18.
- [5] 徐克虎, 沈春林, 贺也平, 等. 低空突防中的多传感器信息融合技术研究[J]. 南京航空航天大学学报, 1999, 31(6): 672-678.
- [6] 杨顺昌. 电机的矩阵分析[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1988: 64-90.
- [7] 文成林. 动态系统多尺度估计理论及其应用研究[R]. 北京: 清华大学自动化系, 2002: 84-122.

Real-time parameter identification for generator based on multi-sensors

LI Feng¹, SUN Yang², HAN Tiwen¹

(1. Electrical Engineering Department, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050031, China;

2. Hebei Electric Power Corporation, Shijiazhuang 050021, China)

Abstract Sensors of generators, subject to sensor aging and environmental electromagnetic disturbances, are prone to parameter faults in practical engineering. To cope with such problems, an online estimator based on strong tracking filter (STF) and multiple sensor fusion is proposed. In the estimator, nonlinear parameter model of generator can be dealt with by STF while redundancy of multiple sensors can be used to separate normal and abnormal sensors. Because of its natural parallel structure, few design parameters and low computation burden, the estimator is very suitable for engineering applications. Furthermore, it has strong robustness for abnormal sensors, which are easily separated and rejected via multiple sensor technique. The simulation shows its effectiveness.

Key words: transducer; data fusion; generator; parameter identification