

# 双余度传感器的故障检测与识别

孟晓风 王行仁

(北京航空航天大学自动控制系 100083)

## 摘 要

传感器是任何测控系统中不可缺少的部件,也是最容易出故障的环节,传感器故障检测、识别和信号重构一直得到极大的重视。本文研究了仅利用双余度传感器的输出信号进行故障检测与识别问题,提出了一个双余度传感器故障信号识别器(FSD),建立了故障信号识别的基本原理,导出了相应的传感器故障检测与识别的递推算法,并给出了仿真结果。

**关键词:** 故障检测与识别,传感器失效,解析余度。

## 1 引言

传感器是任何测控系统中不可缺少的部件。在可靠性要求较高的场合,传感器的故障检测,识别以及信号重构是系统必不可少的功能之一。

传感器的故障检测与识别技术主要有硬件余度,解析余度以及两者结合的混合余度<sup>[1]</sup>。硬件余度用三个以上的同类传感器以多数表决原则,识别故障传感器;解析余度是利用系统的静、动态数学模型所提供的系统不同输出量之间的解析关系,来产生输出量的冗余信息;解析余度与硬件余度联合使用构成混合余度。常用的双硬件余度加解析余度的混合余度可分为两类。一类是双余度传感器与不同传感器测量值之间的解析关系构成混合余度。该方案简单,计算量少。缺点是没有考虑传感器的测量噪声;故障检测与识别的正确性受解析关系中系数精度的影响。另外,要从解析关系中计算出某一测量值必须获得该解析关系中所有其他物理参数的测量值,计算值的正确性也就依赖于其他相关传感器的正常工作。因此,该类方法不能检测与识别受同一解析关系约束的二个以上传感器同时发生的故障。另一类混合余度方案是由双硬件余度加系统的动态模型构成,如双硬件余度加双观测器<sup>[2]</sup>,双硬件余度加双卡尔滤波<sup>[3]</sup>等。这类方案在实际应用中必须有系统的动态特性和干扰噪声的精确模型,计算量较大。并且,不能同时考虑系统中除传感器故障以外的其他类型的故障,如执行机构故障,系统参数故障等。

研究不依赖于系统模型又能同时检测与识别多个不同类型传感器故障的方法是本文的主要目的,同时考虑故障识别期间的信号重构。

## 2 自适应信号检测原理

自适应噪声消除器 (ANC)<sup>[4]</sup> 的信号模型如图 1 所示, 其中  $g(k)$  为信号源,  $y(k)$  是观测信号,  $u(k)$  是包含了干扰信号  $z(k)$  信息的参考信号. 通过设计一个参考信号  $u(k)$  驱动的自适应滤波器  $F(z^{-1})$ , 使其输出与观测信号  $y(k)$  中所包含的未知干扰信号近似. 从而得到信号  $g(k)$  的最佳估计值  $\hat{g}(k-d)$ , 消除干扰信号  $z(k)$  的影响. 自适应滤波器  $F(z^{-1})$  的参数调节准则是

$$J = E\{\hat{g}^2(k-d)\} = \min. \quad (1)$$

由于

$$\begin{aligned} J &= E\{[y(k-d) - \hat{z}(k-d)]^2\} \\ &= E\{[g(k-d) + w_1(k-d) + z(k-d) - \hat{z}(k-d)]^2\}, \end{aligned} \quad (2)$$

当  $g(k), w_1(k), z(k)$  互不相关时, 有

$$J = E\{g^2(k-d)\} + E\{w_1^2(k)\} + E\{[z(k-d) - \hat{z}(k-d)]^2\}, \quad (3)$$

其中前二项与滤波器参数无关. 因此, 自适应噪声消除器 (ANC) 的输出能量最小将导致  $E\{[z(k-d) - \hat{z}(k-d)]^2\}$  最小, 也即  $z(k-d)$  的估计误差最小.

根据自适应噪声消除原理, 我们可以构造一个自适应信号检测器 (ASD) 如图 2 所示, 其中  $g(k)$  是被检信号,  $z(k)$  是参考信号. 自适应参数调节准则是

$$J = E\{[y(k-d) - F(z^{-1})z(k)]^2\} = \min. \quad (4)$$

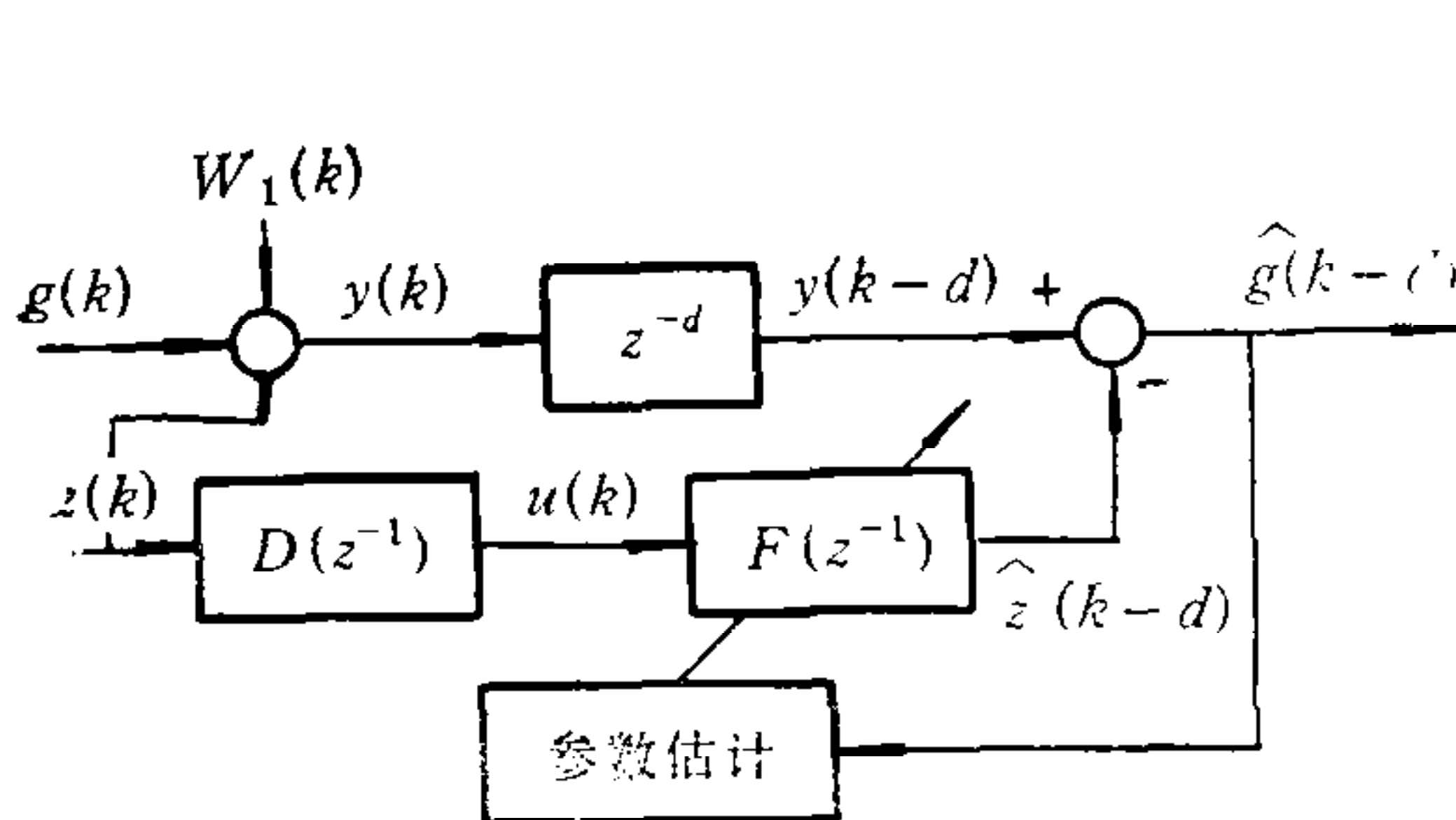


图 1 ANC 模型

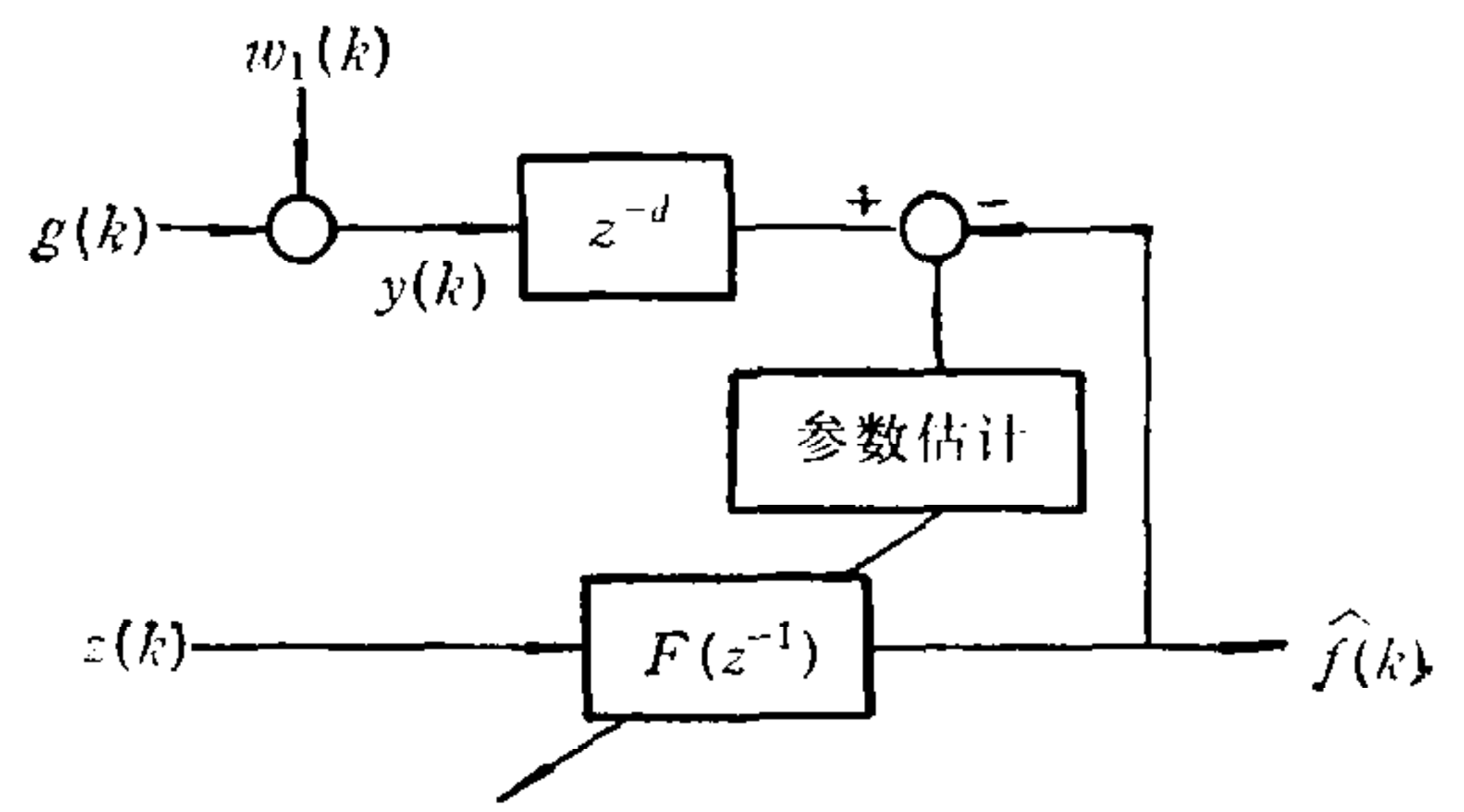


图 2 ASD 模型

当被检测信号  $g(k)$  与参考信号  $z(k)$  强相关时, 自适应滤波器的输出  $\hat{f}(k)$  是被检测信号  $g(k)$  的最小方差估计; 若  $g(k)$  与  $z(k)$  不相关,  $\hat{f}(k)$  为零. 一般情况下, ASD 输出  $\hat{f}(k)$  是被检信号  $g(k)$  中所包含的与参考信号  $z(k)$  相关部分的最小方差估计值.

## 3 双余度传感器的故障检测与识别原理

双余度传感器的测量方程可描述为(参见图 3 左半部分)



$$\begin{cases} y_i(k) = \begin{cases} y(k) + w_i(k), & \text{无故障发生时 } (k < m_0), \\ y(k) + w_i(k) + f_i(k), & \text{有故障发生时 } (k \geq m_0), \end{cases} \\ f_i(k) = \begin{cases} f(k), & \text{传感器 TR}_i \text{ 发生故障,} \\ 0, & \text{传感器 TR}_i \text{ 没有发生故障,} \end{cases} \\ i = 1, 2. \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $y(k)$  为传感器  $\text{TR}_i$  ( $i = 1, 2$ ) 的正常输出值,  $w_i(k)$  ( $i = 1, 2$ ) 是测量误差,  $f(k)$  是故障信号. 定义故障检测信号

$$e(k) = y_1(k) - y_2(k), \quad (6)$$

在传感器无故障情况下

$$e(k) = w_1(k) - w_2(k). \quad (7)$$

此时,  $e(k)$  的值很小. 当第一个传感器  $\text{TR}_1$  发生故障时

$$e(k) = w_1(k) + f(k) - w_2(k), \quad (8)$$

当第二个传感器  $\text{TR}_2$  发生故障时

$$e(k) = w_1(k) - w_2(k) - f(k). \quad (9)$$

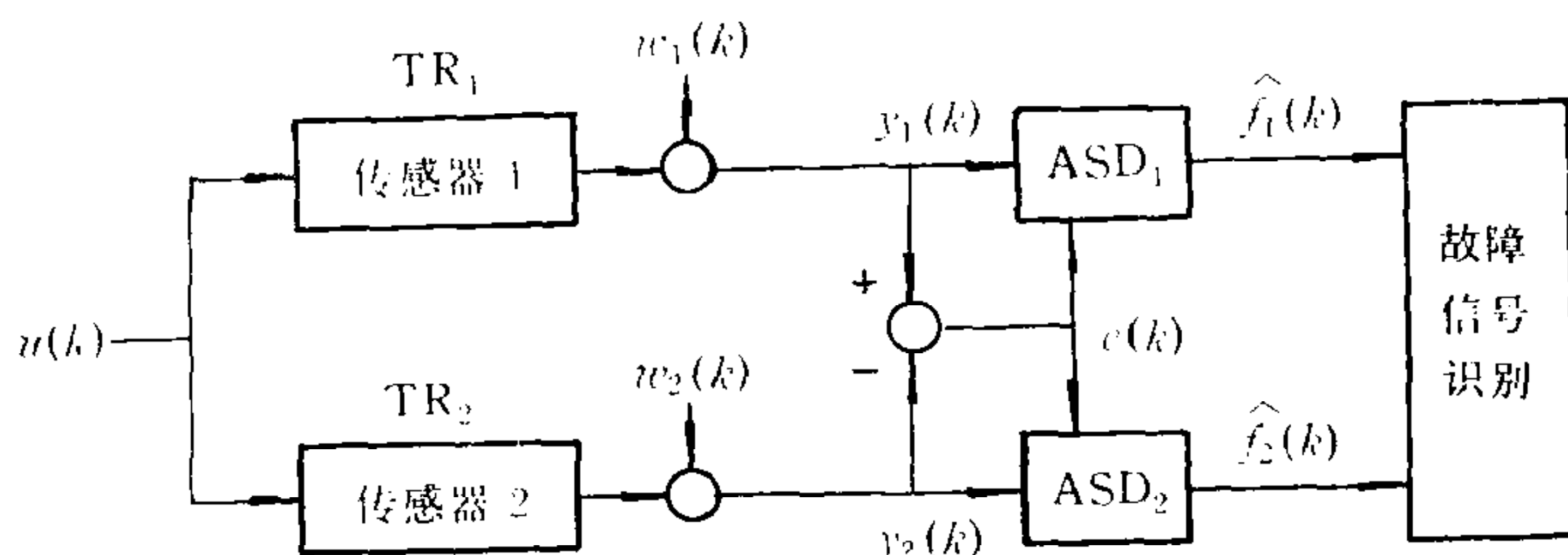


图3 双余度传感器的故障信号识别模型

因此, 传感器发生故障后,  $e(k)$  的量值将大大超过传感器测量误差的数量级. 据此可以判断传感器是否发生了故障, 但不能识别故障传感器. 如果我们可以确定故障信号  $f(k)$  是含于  $y_1(k)$  中, 则可以判定传感器  $\text{TR}_1$  发生故障; 反之, 则认为  $\text{TR}_2$  发生故障. 由此可见, 双余度传感器的故障识别可以归结为从测量信号  $y_1(k)$  或  $y_2(k)$  中分离出故障信号  $f(k)$ . 为此, 我们可以构造一个故障信号识别器 (FSD) (参见图3右半部分). 自适应信号检测器  $\text{ASD}_1$  和  $\text{ASD}_2$  的参考信号均为故障检测信号  $e(k)$ ,  $\hat{f}_1(k)$  和  $\hat{f}_2(k)$  是故障信号估计值, 参数调节准则是

$$J_i(k) = E\{[y_i(k) - \hat{f}_i(k)]^2\} = \min, \quad i = 1, 2, \quad (10)$$

设传感器测量噪声  $w_1(k)$  和  $w_2(k)$  为互不相关的白噪声序列, 方差分别为  $\sigma_i^2$  ( $i = 1, 2$ ), 取自适应信号检测器为 FIR 型滤波器,

$$F_i(z^{-1}) = b_{0i} + b_{1i}z^{-1} + \cdots + b_{ni}z^{-n}, \quad i = 1, 2. \quad (11)$$

令

$$\begin{cases} \mathbf{h}^T(k) = [e(k), e(k-1), \cdots, e(k-n)], \\ \mathbf{H}^T(m) = [\mathbf{h}(m_0), \mathbf{h}(m_0+1), \cdots, \mathbf{h}(m)], \\ \mathbf{Y}_i(m) = [y_i(m_0), y_i(m_0+1), \cdots, y_i(m)]^T, \\ \boldsymbol{\theta}_i = [b_{0i}, b_{1i}, \cdots, b_{ni}]^T, \\ i = 1, 2. \end{cases} \quad (12)$$

则依赖于  $k = m_0 - m$  区间的数据  $Y_i(m)$ , 滤波器参数的最小二乘估计值

$$\hat{\theta}_i(m) = (H^T(m) \cdot H(m))^{-1} \cdot H^T(m) \cdot Y_i(m), \quad i = 1, 2, \quad (13)$$

故障信号估计值 
$$\hat{f}_i(m) = \mathbf{h}^T(m) \cdot \hat{\theta}_i(m), \quad i = 1, 2. \quad (14)$$

**定理 1.** 若  $y_1(k)$  和  $y_2(k)$  均为各态遍历的平稳过程, 则故障信号估计值的二阶矩  $s_i$  为

$$s_i = E\{\hat{f}_i^2(m)\} = \mathbf{K}_i^T \cdot U^{-1} \cdot \mathbf{K}_i, \quad (15)$$

其中, 
$$U = E\{\mathbf{h}(k) \cdot \mathbf{h}^T(k)\}, \quad (16)$$

$$\mathbf{K}_i = E\{\mathbf{h}(k) \cdot y_i(k)\}, \quad i = 1, 2. \quad (17)$$

证明. 因为

$$\frac{1}{m - m_0} (H^T(m) \cdot H(m)) \xrightarrow[m \rightarrow \infty]{a.s.} U,$$

$$\frac{1}{m - m_0} (H^T(m) \cdot Y(m)) \xrightarrow[m \rightarrow \infty]{a.s.} \mathbf{K}_i,$$

由 Frechet 定理知

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_i(m) &= \left( \frac{1}{m - m_0} H^T(m) \cdot H(m) \right)^{-1} \left( \frac{1}{m - m_0} H^T(m) \cdot Y_i(m) \right) \\ &\xrightarrow[m \rightarrow \infty]{a.s.} U^{-1} \cdot \mathbf{K}_i, \end{aligned} \quad (18)$$

$$\hat{f}_i(m) \xrightarrow[m \rightarrow \infty]{a.s.} \mathbf{h}^T(m) \cdot U^{-1} \cdot \mathbf{K}_i, \quad (19)$$

因此

$$s_i = E\{\hat{f}_i^2(m)\} \xrightarrow{a.s.} \mathbf{K}_i^T \cdot U^{-1} \cdot \mathbf{K}_i.$$

证毕.

**定理 2.** 故障信号估计值的二阶矩阵满足

$$\begin{aligned} s &= s_1 - s_2 \\ &= E\{e^2(k)\} + 2E\{e(k)y_2(k)\} \quad a.s. \\ &= -E\{e^2(k)\} + 2E\{e(k)y_1(k)\} \quad a.s. \end{aligned} \quad (20)$$

证明. 将(6)式代入(15)式, 得

$$\begin{aligned} s_1 &= (E\{\mathbf{h}(k)(e(k) + y_2(k))\})^T U^{-1} E\{\mathbf{h}(k)(e(k) + y_2(k))\} \\ &= (E\{\mathbf{h}(k)e(k)\})^T U^{-1} E\{\mathbf{h}(k)e(k)\} \\ &\quad + 2(E\{\mathbf{h}(k)e(k)\})^T U^{-1} \mathbf{K}_2 + \mathbf{K}_2^T U^{-1} \mathbf{K}_2. \end{aligned} \quad (21)$$

由于相关函数向量

$$E\{\mathbf{h}(k)e(k)\} = (E\{e^2(k)\}, E\{e(k)e(k-1)\}, \dots, E\{e(k)e(k-n)\})^T$$

是自协方差矩阵  $U$  的第 1 列, 因此有

$$(E\{\mathbf{h}(k)e(k)\})^T U^{-1} = [1, 0, \dots, 0]. \quad (22)$$

而且(21)式中右端最后一项等于  $s_2$ , 故

$$\begin{aligned} s_1 &= [1, 0, \dots, 0]^T \cdot E\{\mathbf{h}(k)e(k)\} \\ &\quad + 2[1, 0, \dots, 0]^T \cdot \mathbf{K}_2 + s_2, \end{aligned} \quad (23)$$

由(12)和(23)式, 得  $s_1 - s_2 = E\{e^2(k)\} + 2E\{e(k)y_2(k)\}.$

证毕.

**定理 3.** 在(5)式中,若  $E\{f(k)y(k)\} = 0$ , 则

1) 当  $f_1(k) = f(k), f_2(k) = 0$  时,有

$$s_2^2 < \sigma_2^2; s = \sigma_1^2 + R_f(0) - \sigma_2^2 > > 0; \quad (24)$$

2) 当  $f_1(k) = 0, f_2(k) = f(k)$  时,有

$$s_1^2 < \sigma_1^2; s = \sigma_1^2 - R_f(0) - \sigma_2^2 < < 0. \quad (25)$$

其中  $R_f$  是  $f(k)$  的自相关函数,  $R_f(i-j) = E\{f(i)f(j)\}$ .

证明.

1) 当  $f_1(k) = f(k), f_2(k) = 0$  时,由(5)式得

$$\begin{cases} y_1(k) = y(k) + f(k) + w_1(k), \\ y_2(k) = y(k) + w_2(k), \\ e(k) = w_1(k) + f(k) - w_2(k). \end{cases} \quad (26)$$

此时

$$E\{e(k-j)e(k-i)\} = R_f(i-j) + (\sigma_1^2 + \sigma_2^2)\delta_{i-j}, \quad (27)$$

$$E\{e(k-j)y_2(k)\} = -\sigma_2^2\delta_j, \quad (28)$$

$$U = R_{ff} + (\sigma_1^2 + \sigma_2^2)I_n, \quad (29)$$

$$\mathbf{K}_2 = (-\sigma_2^2, 0, \dots, 0)^T, \quad (30)$$

其中,  $R_{ff}$  是故障信号  $f(k)$  的自协方差矩阵. 由定理 1 以及(29)和(30)式得

$$s_2 = \begin{bmatrix} -\sigma_2^2 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}^T (R_{ff} + (\sigma_1^2 + \sigma_2^2)I_n)^{-1} \begin{bmatrix} -\sigma_2^2 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} < \sigma_2^2,$$

由定理 2 以及(27)(28)式得

$$s = R_f(0) + \sigma_1^2 - \sigma_2^2 \approx R_f(0) > > 0.$$

2) 当  $f_1(k) = 0, f_2(k) = f(k)$  时,由(5)式得

$$\begin{cases} y_1(k) = y(k) + w_1(k), \\ y_2(k) = y(k) + f(k) + w_2(k), \\ e(k) = w_1(k) - f(k) - w_2(k). \end{cases} \quad (31)$$

此时(27)和(29)式仍然成立,而

$$E\{e(k)y_2(k)\} = -\sigma_2^2 - R_f(0), \quad (32)$$

$$\mathbf{K}_1 = (\sigma_1^2, 0, \dots, 0)^T. \quad (33)$$

因此,由定理 1 以及(29)和(33)式得

$$s_1 = \begin{bmatrix} -\sigma_1^2 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}^T (R_{ff} + (\sigma_1^2 + \sigma_2^2)I_n)^{-1} \begin{bmatrix} -\sigma_2^2 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} < \sigma_2^2,$$

由定理 2 以及(27)(32)式得

$$s = -R_f(0) + \sigma_1^2 - \sigma_2^2 \approx -R_f(0) < < 0.$$

证毕.



## 4 双余度传感器故障检测与识别递推算法

根据定理 3, 如果故障信号与传感器正常输出信号不相关, 故障信号识别器 (FSD) 可以识别双余度传感器的故障。因此, 有如下双余度传感器故障检测与识别递推算法:

① 故障检测:

$$\begin{cases} e(k) = y_1(k) - y_2(k), \\ r(k) = r(k-1) + (e^2(k) - e^2(k-N))/N \end{cases} \quad (34)$$

如果  $r(k) > T_1$  (门限值), (35)

转到②; 否则继续检测; 其中  $N$  为数据窗口宽度,  $T$  为适当选择的测量噪声方差门限值。

② 自适应故障信号估计:

$$\begin{cases} \hat{\theta}_i(k) = \hat{\theta}_i(k-1) + \mathbf{K}(k)(y_i(k) - \mathbf{h}^T(k)\hat{\theta}_i(k-1)), i = 1, 2, \\ \mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k-1)\mathbf{h}(k)(\mathbf{h}^T(k)\mathbf{P}(k-1)\mathbf{h}(k) + \mu)^{-1}, \\ \mathbf{P}(k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{h}^T(k))\mathbf{P}(k-1)/\mu, \\ \hat{f}_i(k) = \mathbf{h}^T(k)\hat{\theta}_i(k), i = 1, 2, \\ \hat{s}_i(k) = \hat{s}_i(k-1) + (\hat{f}_i^2(k) - \hat{f}_i^2(k-N))/N, i = 1, 2. \end{cases} \quad (36)$$

③ 故障信号估计值收敛判别:

如果  $\hat{s}_1(k) > T_2$  and  $\hat{s}_2(k) > T_2$ , (37)

则故障识别期间的正常信号  $y(k)$  的估计值

$$\hat{y}(k) = y_1(k) - \hat{f}_1(k), \quad (38)$$

转到②; 否则转到④。

④ 故障识别:

如果  $\hat{s} = \hat{s}_1(k) - \hat{s}_2(k) > 0$ , (39)

则判定传感器  $\text{TR}_1$  发生故障; 否则判定传感器  $\text{TR}_2$  发生故障。

## 5 仿真研究

设传感器的数学模型为

$$G(s) = \omega_n^2 / (s^2 + 2\xi\omega_n s + \omega_n^2), \quad (40)$$

其中,  $\xi = 0.7$ ,  $\omega_n = 47$ 。两个传感器的正常输出值

$$Y(k) = G(Z^{-1})u(k), \quad (41)$$

其中  $G(Z^{-1})$  为  $G(s)$  的离散化模型, 虚拟采样频率  $f_s = 1000$ 。传感器输入信号  $u(k) = 0.3 + 0.1 \sin(22\pi t)$ , 测量噪声方差  $\sigma_1 = \sigma_2 = 0.01$ 。故障检测门限值  $T_1 = 0.02$ , 故障信号估计收敛判别门限值  $T_2 = 0.05$ ; 参数递推估计遗忘因子  $\mu = 0.99$ ; 数据窗口宽度  $N = 16$ ; 仿真数据长度为 200, 自适应滤波器  $F_i(Z^{-1})$  的阶次  $n = 1$ 。仿真结果如下:

1) 当  $k = 50$  时, 传感器  $\text{TR}_1$  发生故障, 故障信号  $f(t) = 0.1 \sin(60 \times 2\pi t)$  仿真结果见图 4。

2) 当  $k = 50$  时, 传感器  $\text{TR}_2$  发生故障, 故障信号  $f(k)$  为零均值白噪声序列, 其

方差  $\sigma_f = 0.1$ 。仿真结果见图 5。

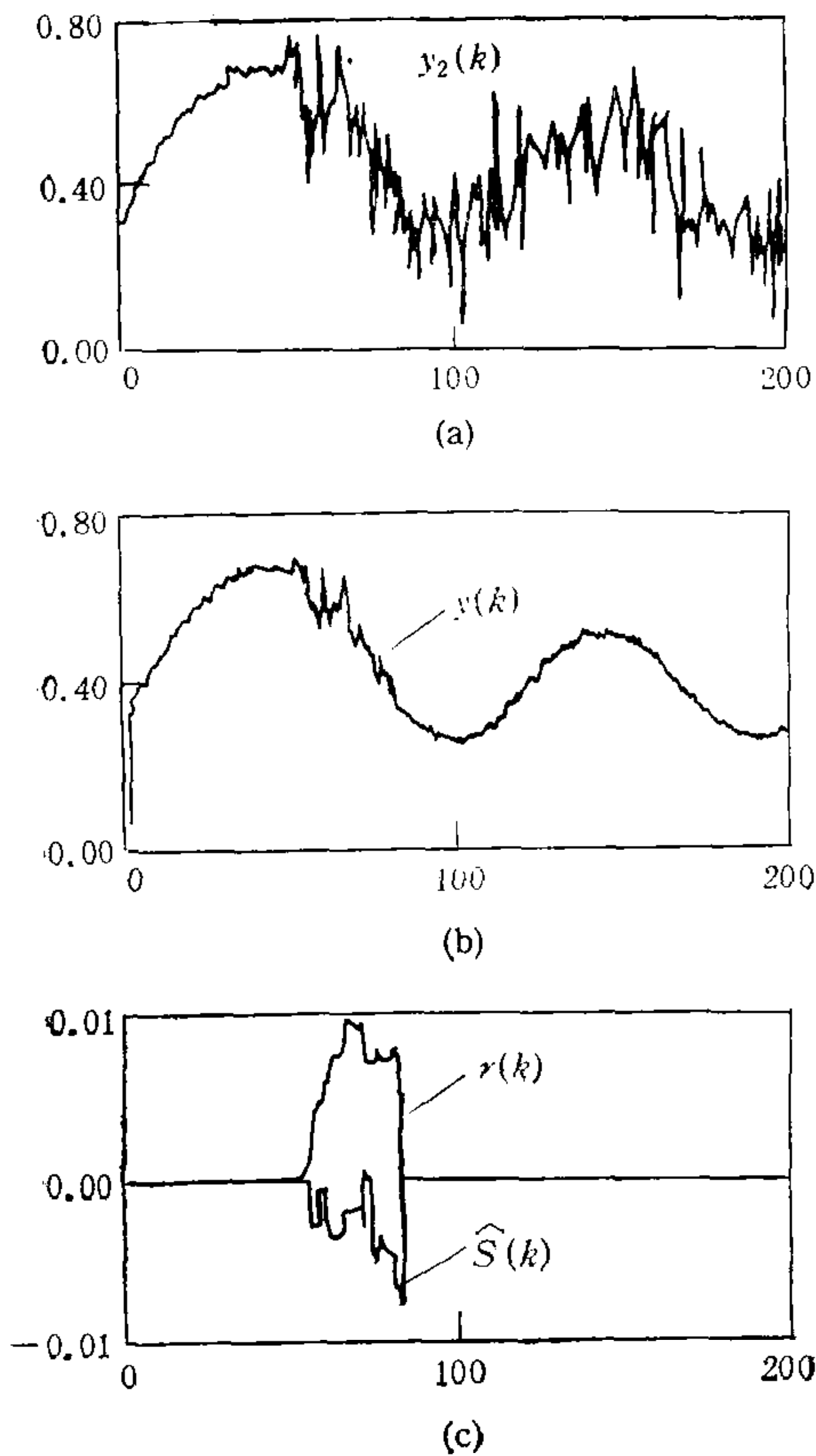


图 4  $TR_1$  故障

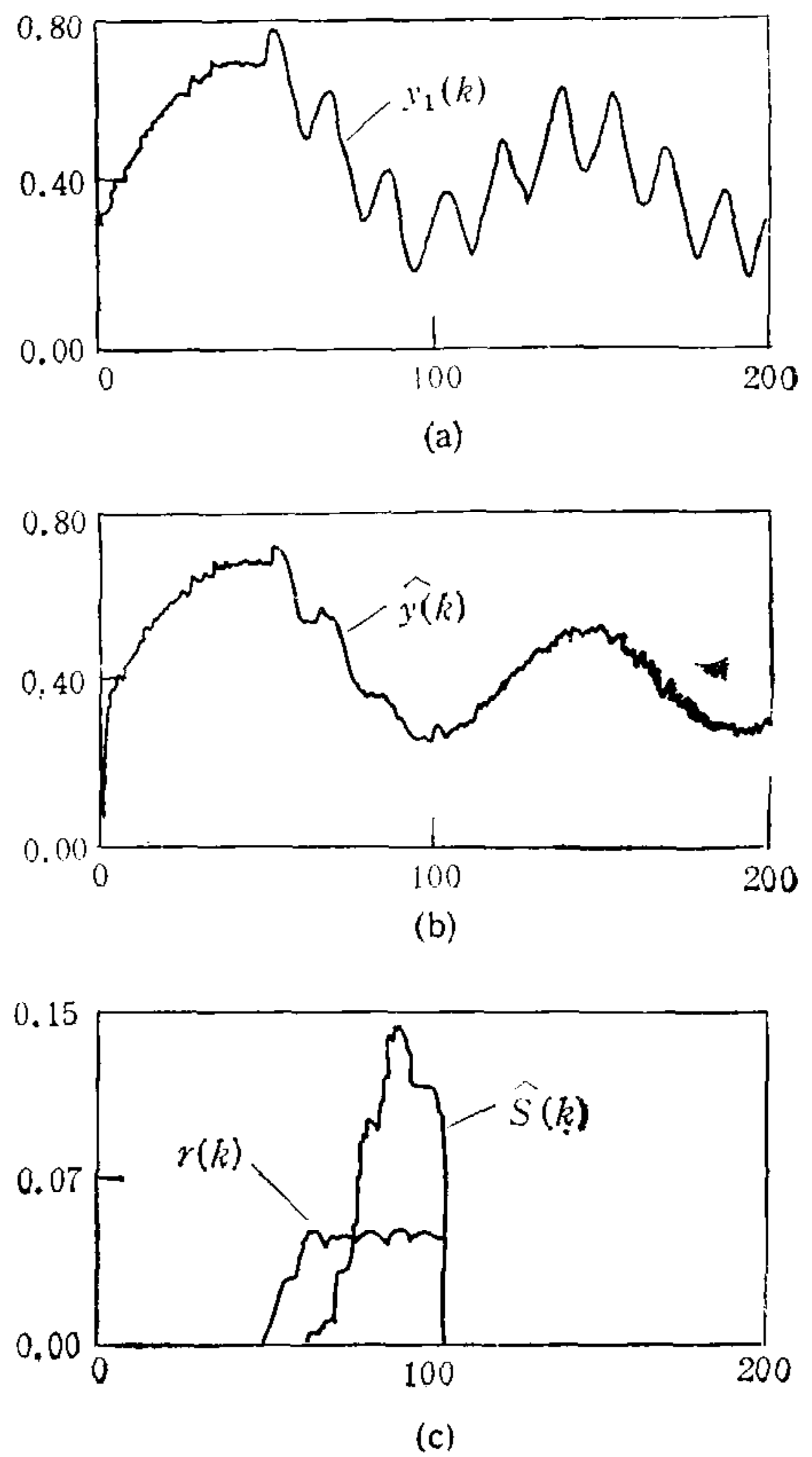


图 5  $TR_2$  故障

## 6 讨论

本文所提出的故障检测与识别方法有以下特点:

- 1) 故障检测与识别不依赖于系统的其他因素。因此,可以用于时变系统、非线性系统的传感器故障检测。
- 2) 在故障识别期间,可以较好地估计传感器的正常输出值,对连续工作的监测与控制系统是十分有利的。
- 3) 故障检测与识别分离,计算量少(自适应参数估计递推算法中,增益矩阵  $K(k)$  是公用的。当  $n = 1$  时,  $P(k)$  矩阵的阶次为 2)。
- 4) 故障识别不受两测量值之间的固定偏差的影响。

进一步的研究工作是将本文所提出方法推广到相关故障信号的检测与识别;多传感器系统中,多个传感器故障的同时检测与识别以及利用多传感器系统中传感器测量值之间的解析关系检测与识别传感器故障。

## 参 考 文 献

- [1] 张洪钺. 飞行传感器的故障检测与识别. 航空学报, 1991, 12(10), 494—502.
- [2] Stuckenberg N. Sensor failure detection in flight control system using deterministic observers. IFAC Symposium on Identification and parameter estimation. York UK, 1985.
- [3] Cunningham TB, Poyneer RD. Sensor failure detection using analytical redundancy. JACC. 1977, TP22-4 (50): 278—287.
- [4] Goodwin G, Sin KS. Adaptive filtering Prediction and Control. New Jersey: Prentice-Hall, 1984.
- [5] Iserman R. Process fault detection based on modelling and estimation methods-A survey. Automatic. 1984, 20:387—404.
- [6] 周东华, 席裕庚, 张钟俊. 故障检测与诊断技术. 控制理论与应用, 1991, 8(1): 1—9.

## FAULT DETECTION AND DIAGNOSIS FOR DOUBLE REDUNDANT SENSORS

MENG XIAOFENG WANG XINGREN

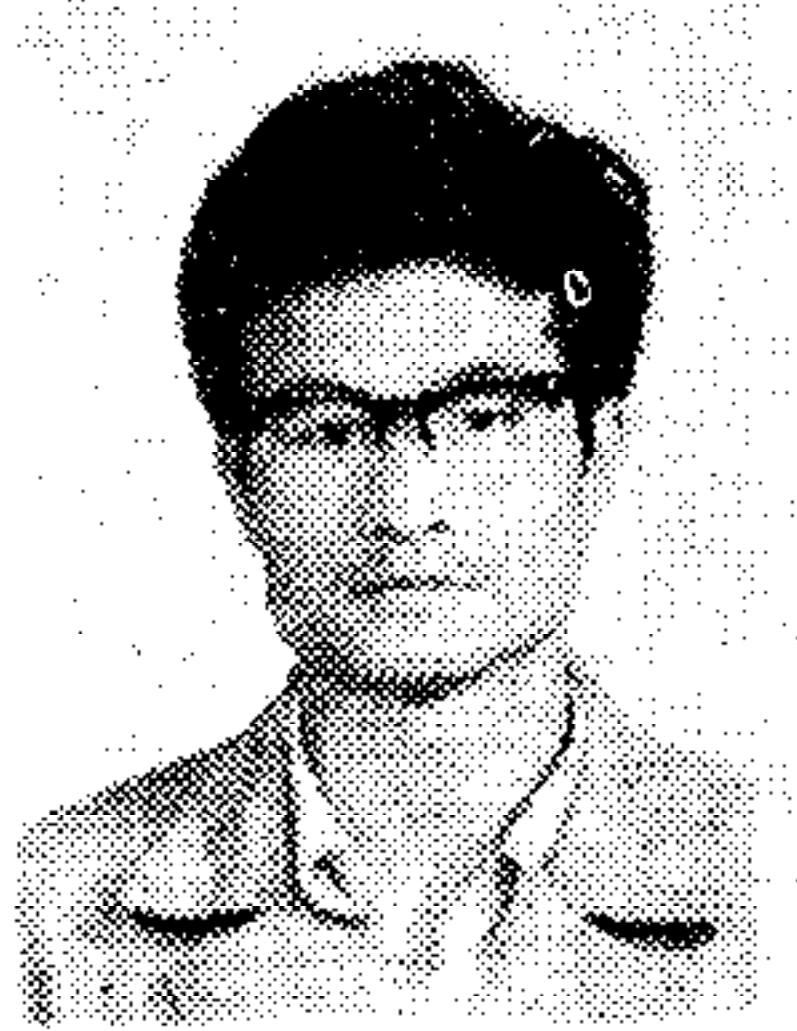
(Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083)

### ABSTRACT

Sensors are essential and comparatively fragile units in any measurement and control system. Much attention is always focused on the fault detection, diagnosis and signal reconstruction of sensors. The problem of failure detection and diagnosis using only the output signals from double redundant sensors is studied in this paper. A model of failure signal diagnosis (FSD) for double redundant sensors is proposed. A fundamental principle of FSD is established, and the correspondent recursive algorithm is presented. Finally, some simulation results are given.

**Key words:** Fault detection and diagnosis, sensor failure, analytical redundancy.

孟晓风 于 1987 年在重庆大学获硕士学位, 现任北京航空航天大学自控系副教授。目前的研究方向是: 参数估计, 容错技术, 飞行控制与飞行仿真。



王行仁 1955 年北京航空学院研究生毕业, 1985 年获国家科技进步一等奖。现任国防科工委科技委兼职委员和军用仿真技术专业组副组长, 北京航空航天大学自控系教授, 博士生导师。目前的研究方向是: 飞行控制与飞行仿真, 容错技术。

