

基于 UKF 的水下航行器 IMU 故障检测与诊断方法研究

郭鑫, 刘小雄, 何启志, 高彦钊

(西北工业大学 自动化学院, 西安 710072)

摘要: 惯性测量单元 (IMU) 作为水下航行器导航系统关键传感器, 其可靠性直接影响航行器的导航性能; 为了提高 IMU 的容错能力, 提出了一种基于无迹卡尔曼滤波 (UKF) 算法的 IMU 故障诊断技术; 首先根据水下航行器的动力学方程和导航系统特点, 建立描述 IMU 故障与导航状态量关系的解析模型; 接着基于 UKF 非线性滤波的特点, 进行导航滤波解算, 基于此, 提出了解耦矩阵法以实现 IMU 的故障检测; 并且根据无迹卡尔曼滤波器新息正交原理, 提出了实时估计 IMU 故障的方法, 从而完成水下航行器 IMU 故障的在线检测与诊断; 最后, 通过实际航行数据验证了所提出算法的有效性。

关键词: 无迹卡尔曼滤波; 惯性测量单元; 故障诊断

Research on IMU Fault Detection and Diagnosis Method of Autonomous Underwater Vehicle Based on UKF

Guo Xin, Liu Xiaoxiong, He Qizhi, Gao Yanzhao

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: The inertial measurement unit (IMU) is the key sensor of autonomous underwater vehicle navigation system, and its reliability directly affects the navigation performance of the vehicle. In order to improve the fault tolerance of IMU, proposes an IMU fault diagnosis technology based on unscented Kalman filter (UKF) algorithm. Firstly, according to the dynamic equation of autonomous underwater vehicle and the characteristics of the navigation system, an analytical model describing the relationship between the IMU fault and the navigation state is established. Then, based on the characteristics of the UKF nonlinear filtering, the navigation filtering solution is performed. Based on this, the decoupling method is proposed to realize the fault detection of the IMU. And according to the orthogonal principle of UKF, the method of estimating the IMU fault in real time is proposed to complete the online detection and diagnosis of the IMU fault of the underwater vehicle. Finally, the effectiveness of the proposed algorithm is verified by the actual navigation data.

Keywords: unscented Kalman filter; inertial measurement unit; fault diagnosis

0 引言

惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU) 作为水下航行器 (autonomous underwater vehicle, AUV) 控制系统的核心, 其故障可能导致严重的后果, 因此实现 IMU 故障的检测与诊断对于提高控制系统的容错性能具有重要意义^[1]。目前, 国内外主要是基于硬件冗余技术来实现航行器传感器的容错性能。硬件冗余技术虽然可以大幅度提升关键传感器的容错能力, 但其具有成本较高及容易发生共性故障的缺陷^[2]。因此, 基于解析模型的方法一直是水

下航行器传感器容错研究的热点。

卡尔曼滤波器 (kalman filter, KF) 广泛应用于最优估计领域中。经典的卡尔曼滤波器只适用于线性系统, 并在一定条件下可以准确地估计状态^[3]。扩展卡尔曼滤波器 (extended kalman filter, EKF) 要将非线性系统模型线性化, 并且仅在特定范围的初始条件下收敛^[4], 而无迹卡尔曼滤波器 (unscented kalman filter, UKF)^[5-6]适用于强非线性系统, 它改善了状态估计的准确性和收敛性。基于 UKF 优良估计性能, 本文根据水下航行器动力学方程建立惯导系统解析模型和滤波方程, 将 IMU 传感器的输出作为卡尔曼滤波器系统方程的输入, 量测传感器作为卡尔曼滤波器的输出, 因此, 将 IMU 传感器的故障称为输入故障。在出现输入故障时, 滤波的结果将偏离真实状态, 根据滤波解算特性进行 IMU 的故障诊断。

国内外一些学者已经在 IMU 传感器故障诊断领域做了一定的研究工作。文献 [7] 使用了增广无迹卡尔曼滤波器 (augmented unscented kalmanFilter, AUKF), AUKF 将输入故障增广到状态向量中, 并采用随机游走过程对故障进

收稿日期: 2019-01-08; 修回日期: 2019-02-01。

基金项目: 国家自然科学基金 (61374032); 中船重工 705 研究所基础研究基金; 陕西省飞行控制与仿真技术重点实验室资助项目。

作者简介: 郭鑫 (1994-), 男, 甘肃靖远人, 硕士研究生, 主要从事组合导航、滤波算法与故障诊断方向的研究。

刘小雄 (1973-), 男, 陕西周至人, 博士, 副教授, 主要从事飞行控制、容错飞行控制、无人机导航算法方向的研究。

行建模, 从而使其不仅能够估计常值故障, 而且还能够估计随机故障。文献 [8] 介绍了最优二步无迹卡尔曼滤波器, 该滤波器能够实现输入故障的诊断和信息重构。基于上述研究成果, 本文提出一种基于 UKF 的水下航行器 IMU 故障诊断方法, 以提高水下航行器惯性导航系统的容错能力, 仿真结果表明了本文所提出算法的有效性。

1 滤波器模型的建立

利用卡尔曼滤波实现 IMU 的故障检测与诊断, 关键在于建立 IMU 信号与各导航状态量之间的解析关系, 而解析信号的精度很大程度取决于模型的准确性。文献 [9] 给出了水下航行器的动力学方程:

$$\begin{cases} \dot{u} = vr - wq - g\sin\theta + \frac{F_x}{m} \\ \dot{v} = -ur + wp + g\cos\theta\sin\varphi + \frac{F_y}{m} \\ \dot{w} = uq - vp + g\cos\theta\cos\varphi + \frac{F_z}{m} \end{cases} \quad (1)$$

式中, m 表示运载体的质量, (F_x, F_y, F_z) 表示总流体动力 R_Σ 与发动机推力 T 之和 (不包括重力 G) 在载体系内的投影, (u, v, w) 表示地速在载体系内的投影, (φ, θ, ψ) 分别表示滚转角、俯仰角和偏航角, (p, q, r) 分别为运载体的角速度在载体系内的投影。

加速度测量的是运载体单位质量上作用的非引力外力, 称之为比力, 记为 (a_x, a_y, a_z) , 则水下航行器的动力学方程可改写为:

$$\begin{cases} \dot{u} = vr - wq - g\sin\theta + a_x \\ \dot{v} = -ur + wp + g\cos\theta\sin\varphi + a_y \\ \dot{w} = uq - vp + g\cos\theta\cos\varphi + a_z \end{cases} \quad (2)$$

水下航行器的运动学方程如下:

$$\begin{cases} \dot{\varphi} = p + (r\cos\varphi + q\sin\varphi)\tan\theta \\ \dot{\theta} = q\cos\varphi - r\sin\varphi \\ \dot{\psi} = r\frac{\sin\varphi}{\cos\theta} + q\frac{\cos\varphi}{\cos\theta} \end{cases} \quad (3)$$

考虑到三轴加速度计和三轴陀螺仪的故障 $(f_{ax}, f_{ay}, f_{az}, f_p, f_q, f_r)^T$ 及测量噪声 $(\omega_{ax}, \omega_{ay}, \omega_{az}, \omega_p, \omega_q, \omega_r)^T$, 可得到滤波器的状态方程:

$$\begin{cases} \dot{u}_{GS}^b = v_{GS}^b(r_m - f_r - \omega_r) - w_{GS}^b(q_m - f_q - \omega_q) - g\sin\theta + (a_{zm} - f_{az} - \omega_{az}) \\ \dot{v}_{GS}^b = -u_{GS}^b(r_m - f_r - \omega_r) + w_{GS}^b(p_m - f_p - \omega_p) + g\cos\theta\sin\varphi + (a_{ym} - f_{ay} - \omega_{ay}) \\ \dot{w}_{GS}^b = u_{GS}^b(q_m - f_q - \omega_q) - v_{GS}^b(p_m - f_p - \omega_p) + g\cos\theta\cos\varphi + (a_{zm} - f_{az} - \omega_{az}) \\ \dot{\varphi} = (p_m - f_p - \omega_p) + \tan\theta((q_m - f_q - \omega_q)\sin\varphi + (r_m - f_r - \omega_r)\cos\varphi) \\ \dot{\theta} = (q_m - f_q - \omega_q)\cos\varphi - (r_m - f_r - \omega_r)\sin\varphi \\ \dot{\psi} = \frac{(q_m - f_q - \omega_q)\sin\varphi}{\cos\theta} + \frac{(r_m - f_r - \omega_r)\cos\varphi}{\cos\theta} \end{cases} \quad (4)$$

式中, $(u_{GS}^b, v_{GS}^b, w_{GS}^b)$ 表示地速在载体系内的投影。

多普勒测速仪可提供水下航行器在载体系下的三轴速度^[10], 罗经可提供水下航行器的姿态角信息, 则可得到滤波器的量测方程:

$$\begin{cases} u_{GSm}^b = u_{GS}^b + v_u \\ v_{GSm}^b = v_{GS}^b + v_v \\ w_{GSm}^b = w_{GS}^b + v_w \\ \varphi_m = \varphi + v_\varphi \\ \theta_m = \theta + v_\theta \\ \psi_m = \psi + v_\psi \end{cases} \quad (5)$$

式中, $(u_{GSm}^b, v_{GSm}^b, w_{GSm}^b)$ 表示三轴地速的测量值, $(\varphi_m, \theta_m, \psi_m)$ 表示姿态角的测量值, $[v_u, v_v, v_w, v_\varphi, v_\theta, v_\psi]^T$ 表示量测传感器的噪声。

2 无迹卡尔曼滤波器基本原理

系统方程和量测方程具有离散形式:

$$\begin{cases} X_k = f(X_{k-1}, u_{k-1}) + W_{k-1} \\ Z_k = h(X_k) + V_k \end{cases} \quad (6)$$

UKF 的实现原理为: 在原状态分布中按某一规则取一些 Sigma 点, 使 Sigma 点的均值和协方差等于原状态分布的值, 再将 Sigma 点通过非线性方程传播并作相应的加权处理, 产生“后验”均值和协方差, 即可实现状态估计。文献 [11] 证明了噪声高斯分布情况下, UKF 算法状态估计的均值可达到泰勒级数三阶截断的精度, 状态估计的协方差也可达到泰勒级数二阶截断的精度。UKF 算法如下:

$$\begin{cases} [\hat{X}_{k/k-1}, P_{k/k-1}] = f_{-} UT(X_{k-1}^{sigma}) \\ [\hat{Z}_{k/k-1}, P_{XZ, k/k-1}, P_{ZZ, k/k-1}] = h_{-} UT(X_{k/k-1}^{sigma}) \\ r_k = Z_k - \hat{Z}_{k/k-1} \\ K_k = P_{XZ, k/k-1} \cdot P_{ZZ, k/k-1}^{-1} \\ \hat{X}_k = \hat{X}_{k/k-1} + K_k \cdot r_k \\ P_k = P_{k/k-1} - K_k P_{ZZ, k/k-1} K_k^T \end{cases} \quad (7)$$

3 IMU 故障检测

在设计 IMU 故障检测与诊断算法的过程中, 需要引入新息的概念, 新息的定义如下:

$$r_k = Z_k - \hat{Z}_{k/k-1} \quad (8)$$

当 IMU 信号中未出现故障时, 即滤波器运行在最优状况下时, 新息的分布服从零均值高斯分布。

对于新息的每一维, 分别记为 r_1, r_2, \dots, r_m, m 表示新息的维数, 当系统输入 $u = [a_{zm}, a_{ym}, a_{zm}, p_m, q_m, r_m]^T$ 中不出现故障时, 均服从一维正态分布 $N(0, \sigma^2)$, σ^2 未知。而当 $u = [a_{zm}, a_{ym}, a_{zm}, p_m, q_m, r_m]^T$ 中出现故障时, 新息的均值便不再为零。基于此, 应用统计学中的假设检验理论, 可以实现对各维新息的均值是否为零的假设检验。文献 [12] 中介绍了 t 检验法, 用来处理方差未知时, 单个正态总体均值的检验。应用 t 检验法, 可以准确地检测到每个量测更新时刻各维新息变量是否存在异常。基于此, 本文提出了两种方法: 阈值法和解耦矩阵法, 用来实现 IMU 的故障

检测。

3.1 阈值法

对于各维新息 r_1, r_2, \dots, r_m ，分别选取不同的阈值 σ_i ， $i = 1, 2, \dots, m$ ，当新息满足

$$E[r_i] > \sigma_i \quad (9)$$

时，则认为新息的均值不为零。当各维新息的阈值选取得相对较大时，便可以部分地消除各维新息和 IMU 各通道故障的耦合关系，即可以直接将各维新息的异常和对应 IMU 通道的故障对应起来，从而实现 IMU 传感器各通道的故障检测。阈值的选取不易确定，需要大量的仿真实验和经验判断，故阈值法的性能具有一定程度的局限性。

3.2 解耦矩阵法

根据滤波器的状态方程，可以得到一个 6×6 的矩阵，用来描述 IMU 传感器各通道的故障与各维新息变量的耦合关系。再结合 t 检验法对于各维新息均值是否为零的检验结果，就可以实现实时地检测 IMU 传感器各通道的故障。

解耦矩阵法的具体步骤如下：

步骤 1：

对各维新息分别运用 t 检验法进行均值是否为零的假设检验，并分别记录假设检验的结果，记为 m 维的列向量 F_{inno} ， m 是新息向量的维数；

$$F_{inno} = (0 \quad \dots \quad 1 \quad \dots \quad -1)^T \quad (10)$$

式中，“1”元素表示在置信水平 α 下当前时刻对应维新息均值大于 0，“0”元素表示在置信水平 α 下当前时刻对应维新息的均值等于 0，“-1”元素表示在置信水平 α 下当前时刻对应维新息的均值小于 0。

步骤 2：

根据滤波器的状态方程，写出表示各通道输入故障与各个状态变量的耦合关系的矩阵，记为：

$$C = \begin{bmatrix} f_{ax} & f_{ay} & f_{az} & f_p & f_q & f_r \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & -1 & 0 & -1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -1 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 \end{bmatrix} \begin{matrix} r_u \\ r_v \\ r_w \\ r_\varphi \\ r_\theta \\ r_\psi \end{matrix} \quad (11)$$

矩阵 C 中，“1”元素表示对应列的故障信号对对应行的新息变量产生正影响，“0”元素表示对应列的故障信号对对应行的新息变量无影响，“-1”元素表示对应列的故障信号对对应行的新息变量产生负影响。

步骤 3：

计算得到标记当前时刻 IMU 传感器各通道的故障检测情况的 6 维列向量 F'_{fault} ：

$$F'_{fault} = C^{-1} \cdot F_{inno} \quad (12)$$

并将其保存在矩阵 F' 中。

步骤 4：

确定窗口长度 l ，对矩阵 F' 中的每一行，在窗口内取

均值，若均值的绝对值小于 1，则记为 0。将计算结果保存在矩阵 F 中。 F 中的每一列，就是各个量测更新时刻 IMU 传感器故障检测的结果了。

应用解耦矩阵法实现 IMU 故障检测的伪代码描述如下：

算法 1: IMU 故障检测

1) 选取窗口长度 n

2) 计算 k 时刻各维新息变量的均值和修正样本标准差

for $j = (k - n + 1):k$

$MeanofInno(i) = MeanofInno(i) + Inno(i, j)$

endfor

$MeanofInno(i) = \frac{MeanofInno(i)}{n}$

for $j = (k - n + 1):k$

$VarofInno(i) = VarofInno(i) + (Inno(i, j) - MeanofInno(i))^2$

endfor

$VarofInno(i) = \sqrt{\frac{VarofInno(i)}{n-1}}$

3) 构造检验统计量 T

$T(i) = \frac{\sqrt{n} \cdot (MeanofInno(i) - 0)}{VarofInno(i)}, i = 1, 2, \dots, m$

4) 确定置信水平 α ，查 t 分布上侧分位数表得到 $t_\alpha(n-1)$ 的具体数值

5) 进行假设检验，并将结果保存在矩阵 $flagofInno$ 中

for $i = 1:m$

if $T(i) \geq t_\alpha(n-1)$

$flag(i) = 1$

endif

if $T(i) \leq -t_\alpha(n-1)$

$flag(i) = -1$

endif

endfor

$flagofInno(:, k) = flag$

6) 确定耦合矩阵 C ，并计算表示当前时刻 k IMU 故障检测情况的列向量，并将结果保存在矩阵 $Flag$ 中

$Flag(:, k) = C^{-1} \cdot flag$

7) 对矩阵 $Flag$ 去野点处理，并将结果保存在矩阵 Mat_Flag 中

for $mi = 1:m$

for $mj = (k - n + 1):k$

$Mat_Flag(mi, k) = Mat_Flag(mi, k) + Flag(mi, mj)$

endfor

$Mat_Flag(mi, k) = \frac{Mat_Flag(mi, k)}{n}$

if $|Mat_Flag(mi, k)| < 1$

Mat_Flag(mi, k) = 0

endif

endfor

4 IMU 故障诊断

IMU 传感器的故障诊断, 即输入故障 f_i 的实时估计, 根据下式实现:

$$E[f_{i,k}] = \mathbf{G}_k^{-1} \mathbf{H}_k^{-1} \cdot E[r_k] \quad (13)$$

式中, \mathbf{G}_k 是系统的噪声分配矩阵, \mathbf{H}_k 是量测矩阵, r_k 表示新息, $E[\cdot]$ 表示均值。

一般的, 带输入故障的非线性系统的连续型方程描述如下:

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, u, f_i, \omega) \\ z = h(x, v) \end{cases} \quad (14)$$

经过线性化、离散化之后, 得到:

$$\begin{cases} X_k = F_{k-1} X_{k-1} + B_k u_k - G_k f_{i,k} - G_k \omega_k \\ Z_k = H_k X_k + v_k \end{cases} \quad (15)$$

当系统输入 u 中存在未知故障 f_i 时, 状态的一步预测 $\hat{X}_{k/k-1}$ 如下:

$$\hat{X}_{k/k-1} = \Phi_{k/k-1} \hat{X}_{k-1} + B_k u_k - G_k f_{i,k} \quad (16)$$

根据新息的定义, 有:

$$\begin{aligned} r_k &= Z_k - H_k \hat{X}_{k/k-1} = \\ &Z_k - H_k (\Phi_{k/k-1} \hat{X}_{k-1} + B_k u_k) + H_k G_k f_{i,k} \end{aligned} \quad (17)$$

两边同时取均值, 即:

$$\begin{aligned} E[r_k] &= E[Z_k - H_k (\Phi_{k/k-1} \hat{X}_{k-1} + B_k u_k)] + \\ &E[H_k G_k f_{i,k}] = \end{aligned}$$

$$E[Z_k - H_k (\Phi_{k/k-1} \hat{X}_{k-1} + B_k u_k)] + H_k G_k \cdot E[f_{i,k}] \quad (18)$$

当系统输入 u 中不存在未知故障 f_i 时, 显然:

$$\begin{aligned} E[Z_k - H_k (\Phi_{k/k-1} \hat{X}_{k-1} + B_k u_k)] &= \\ E[Z_k - H_k \hat{X}_{k/k-1}] &= 0 \end{aligned} \quad (19)$$

则有:

$$E[r_k] = H_k G_k \cdot E[f_{i,k}] \quad (20)$$

那么, 对于输入故障 $f_{i,k}$, 有:

$$E[f_{i,k}] = (H_k G_k)^{-1} \cdot E[r_k] = \mathbf{G}_k^{-1} \mathbf{H}_k^{-1} \cdot E[r_k] \quad (21)$$

根据式 (21), 我们便可以实时地估计系统输入故障 $f_{i,k}$, 即 IMU 传感器的故障。

5 仿真实证

UKF 的初始化数据如式 (22) 所示, 其中, q 和 R 的特性由 IMU 和量测传感器的误差特性决定:

$$\begin{cases} \hat{X}_0 = [200, 0, 0, 0, 0, 0]^T \\ P_0 = 100 \times \text{diag}(1, 1, 1, 1, 1, 1) \\ q = \text{diag}(0.001^2, 0.001^2, 0.001^2) \\ \left(0.001 \times \frac{\pi}{180}\right)^2, \left(0.001 \times \frac{\pi}{180}\right)^2, \left(0.001 \times \frac{\pi}{180}\right)^2 \\ R = \text{diag}(0.01^2, 0.01^2, 0.01^2, \\ \left(0.01 \times \frac{\pi}{180}\right)^2, \left(0.01 \times \frac{\pi}{180}\right)^2, \left(0.01 \times \frac{\pi}{180}\right)^2 \end{cases} \quad (22)$$

5.1 IMU 故障检测仿真结果

仿真时, 考虑了 IMU 传感器的各个通道, 即在一段时间内, 给 IMU 传感器的 6 个通道注入常值偏差故障 E1、漂移故障 E2、正弦振荡故障 E3 三种典型故障。

5.1.1 阈值法

对于 6 个新息变量 $r_u, r_v, r_w, r_\varphi, r_\theta$ 和 r_ψ , 选取的阈值分别为:

$$\begin{aligned} &1.35e-1, 1.35e-1, 2.5e-2, \\ &1.4e-3, 6e-3, 5e-3 \end{aligned} \quad (23)$$

故障注入情况如表 1 所示。

表 1 加速度计和陀螺典型故障注入情形一

IMU 通道	故障注入时间段	故障模式
a_x	11-16s	E2
a_y	17-23s	E1
a_z	24-29s	E1
p	41-47s	E3
q	48-52s	-E1
r	53-59s	E1

其中, 故障的数学表达式为:

$$\begin{cases} E1 = a \\ E2 = b \times (t - t_0) \\ E3 = c \times \sin[0.005\pi \times (t - t_0)] \end{cases} \quad (24)$$

式中, a, b, c 均为常数。

IMU 传感器各通道的故障的检测结果如图 1、图 2 所示。

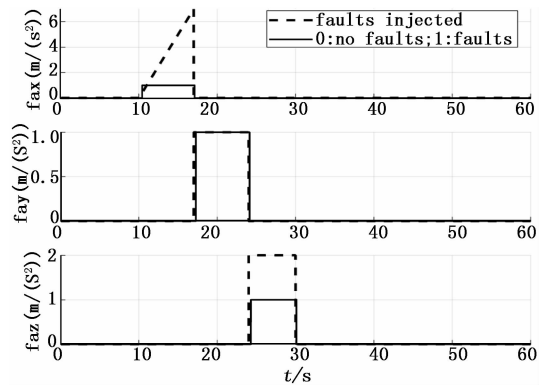


图 1 阈值法三轴加计故障的检测结果

图 2 中, 为了较明显地显示出三轴陀螺的故障注入情况, 作图时将注入到三轴陀螺中的故障的幅值人为扩大了 20 倍。

图 1、图 2 中, 虚线表示注入到 IMU 传感器各通道的故障, 实线的取值只有“0”和“1”, 分别表示当前时刻未检测到故障和当前时刻检测到故障。从图 1、图 2 中可以看出, 针对 IMU 三种典型故障类型, 阈值法能够实时检测出 IMU 传感器各通道的故障, 且误检率为 0。

5.1.2 解耦矩阵法

故障注入情况如表 2 所示。

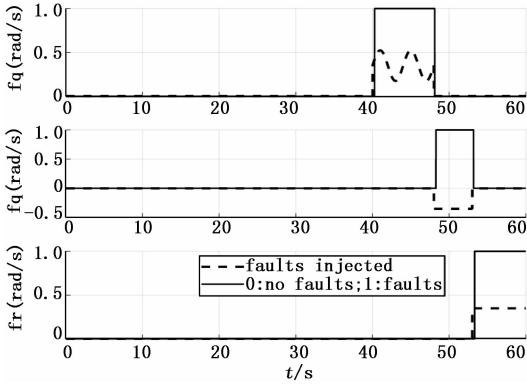


图 2 阈值法三轴陀螺故障的检测结果

表 2 加速度计和陀螺典型故障注入情形二

IMU 通道	故障注入时间段	故障模式
a_x	11—20s	E2
a_y	11—20s	E1
a_z	11—20s	E3
p	35—39s	E2
q	50—58s	E3
r	43—48s	E1

IMU 传感器故障的检测结果如图 3、图 4 所示，图 3 中，向三轴加计 f_{ax}, f_{ay}, f_{az} 在 11—20 s 同时注入了漂移故障、偏差故障和正弦振荡故障。图 4 中，为了较明显地显示出三轴陀螺的故障注入情况，作图时将注入到三轴陀螺中的故障的幅值人为地扩大了 20 倍。

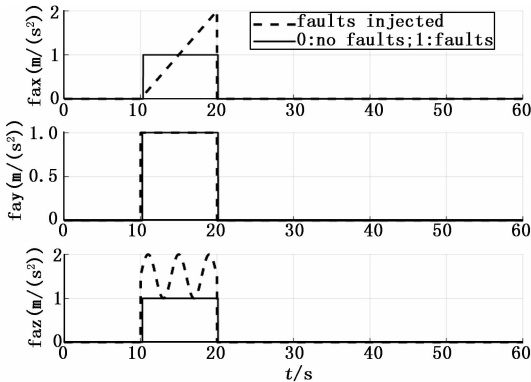


图 3 解耦矩阵法三轴加计故障检测结果

从图 3、图 4 可以看到，对于 IMU 传感器的每个通道，解耦矩阵法都能够实时地准确地检测到故障的发生，故障检测率达到 99% 以上，且误检率为 0，表明解耦矩阵法实现 IMU 故障检测的高性能。

5.2 IMU 故障诊断仿真结果

IMU 故障的实时诊断，通过第 4 部分式 (13) 来实现。对于第 1 部分描述的滤波器模型，由于量测方程为线性，即 $H_k = I_{6 \times 6}$ ，故式 (13) 进一步简化为：

$$E[f_k] = G_k^{-1} \cdot E[r_k] \quad (25)$$

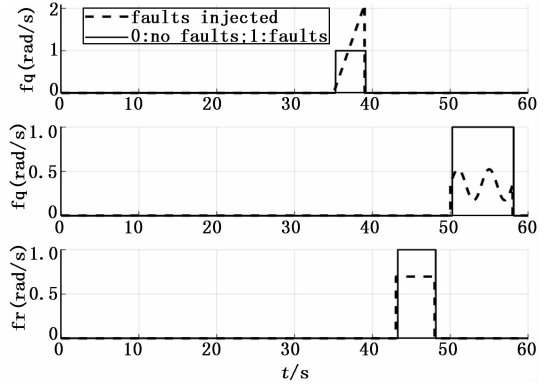


图 4 解耦矩阵法三轴陀螺故障检测结果

式中， G_k 是系统的噪声分配矩阵， r_k 表示 k 时刻的新息向量， $E[\cdot]$ 表示均值。

仿真时，时间更新过程中得到了 G_k 矩阵，再根据量测更新过程中求得的新息 r_k ，代入式 (25)，便可估计出当前时刻的 IMU 故障。

当 IMU 传感器故障注入情况如表 2 所示时，其各通道故障的实时估计结果如图 5、图 6 所示。

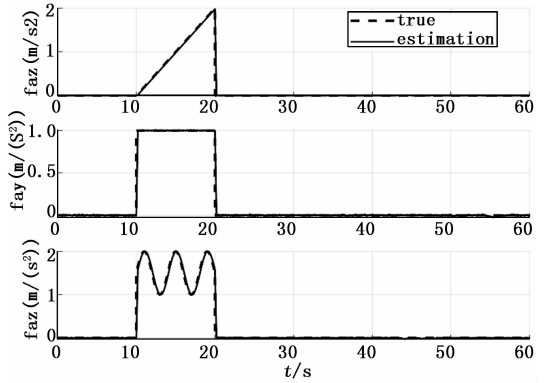


图 5 三轴加计故障的真实值和估计值

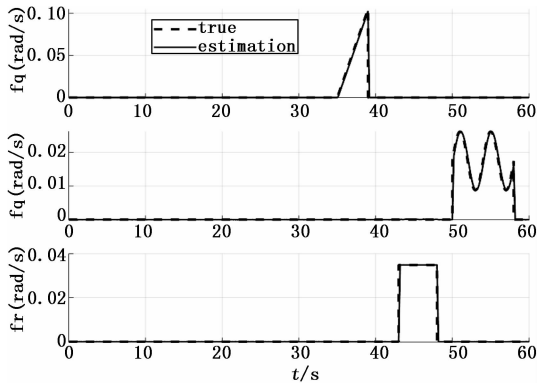


图 6 三轴陀螺故障的真实值和估计值

图 5、图 6 中，虚线表示 IMU 各通道实际注入的故障，实线代表故障的实时估计值。从图 5、图 6 中可以看出，对于 IMU 传感器中常见的三种故障类型：偏差故障、漂移故