

基于主成分分析和奇偶向量的车辆导航系统 冗余 IMU 故障动态检测方法

郝海燕¹, 王新军²

(1. 咸阳师范学院 物理与电子工程学院, 陕西 咸阳 712000; 2. 火箭军工程大学, 西安 710025)

摘要: 导航系统中冗余 IMU 传统故障检测方法由于数学模型过于复杂, 计算量大, 存在较大延时、难以实现实时故障检测的现象, 而主成分分析法仅仅应用于静态情况下的故障检测与隔离, 针对主成分分析法无法在动态情况下对冗余 IMU 进行故障检测的缺点, 提出了一种基于奇偶空间法改进主成分分析的故障检测算法, 该方法利用奇偶向量隔离车辆的动态变量, 以消除动态变量对故障检测的影响, 再用 PCA 方法检测数据以实现对车辆传感器信息的实时检测, 通过将原始数据集转置到特征平面来形成图案, 实现了 IMU 传感器正常与故障模式的准确分离, 提高了冗余 IMU 故障检测的结果精确性和可靠性; 实验结果表明, 该方法能够较好检测动态状态下冗余 IMU 的故障, 提高了主成分分析的故障检测性能, 可有效消除导航系统运动的负面影响。

关键词: 冗余 IMU; 主成分分析; 奇偶空间; 故障检测

Dynamic Fault Detection Method of Redundant IMU in Vehicle Navigation System Based on Principal Component Analysis and Parity Vector

Hao Haiyan¹, Wang Xinjun²

(1. Collega of Physics and Electionic Engineering, Xianyang Normal University, Xianyang 712000, China;

2. Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract: The traditional fault detection method of redundant IMU in navigation system is difficult to realize real-time fault detection due to its too complex mathematical model, large calculation and large delay. However, PCA is only applied to fault detection and isolation in static situation. Aiming at the disadvantage that PCA is not able to detect redundant IMU in dynamic situation, a fault detection method based on parity space is proposed. This method uses even and odd vectors to isolate the dynamic variables of vehicles, so as to eliminate the influence of dynamic variables on fault detection. Then PCA method is used to detect the data to realize the real-time detection of vehicle sensor information. By transposing the original data set to the feature plane to form a pattern, the normal and fault modes of IMU sensors are realized accurately Separation improves the accuracy and reliability of fault detection results of redundant IMU. The experimental results show that this method can detect the faults of redundant IMU in dynamic state, improve the performance of PCA, and effectively eliminate the negative effects of navigation system motion.

Keywords: redundant IMU; principal component analysis; parity space; fault detection

0 引言

随着导航技术的发展, 车辆导航系统与人们的生活息息相关。为了准确地定位车辆位置, 导航系统必须能够实时提供精准的速度、加速度等信息^[1-3]。由于 GPS 也有它本身劣势, 比如信号差、有误差、更新频率低等问题, 所以仅靠 GPS 无法满足车辆实时高精度定位需求, 这时就需要采用 IMU (inertial measurement unit) 惯性测量单元来弥补 GPS 的不足。IMU 惯性测量单元拥有更高的更新频率, 而且不受信号影响, 可以很好地与 GPS 形成互补^[4-5]。IMU

通常由陀螺仪、加速剂和算法处理单元组成, 通过对加速度和旋转角度的测量得出自体的运动轨迹, 在导航中有着很重要的应用价值。

导航系统的传感器冗余设计是提高可靠性的一种重要手段, 即利用具有一定裕度的较低可靠性部件来提高系统的整体可靠性。然而, 随着导航系统的完善以及 IMU 传感器数目的增多, 系统的故障率也大大提高, 从而使整个系统的导航精度和可靠性下降。因此需要对导航系统的冗余 IMU 进行故障检测与隔离。当有传感器故障时, 能将故障传感器及时检测出来, 并从系统中隔离掉, 使系统仍能够正常工作。关于冗余 IMU 的故障诊断方法目前已发展了许多方法, 如文献 [6] 针对冗余捷联惯组故障检测问题, 采用广义似然比法验证在特定冗余捷联惯组配置下的故障检

收稿日期: 2019-12-04; 修回日期: 2020-02-04。

作者简介: 郝海燕(1974-), 女, 陕西渭南人, 硕士, 讲师, 主要从事智能控制与机电设备检测技术方向的研究。

测的可行性及其检测效果; 文献 [7] 针对 Potter 算法构造解耦矩阵的广义似然比故障检测方法无法检测并隔离特定轴故障, 提出了选择正交投影矩阵的极大无关组来构造解耦矩阵, 采用全数字仿真对改进方法进行验证; 文献 [8] 基于矩阵的 QR 分解, 提出了与奇异值分解法相类似的故障诊断方法; 文献 [9] 基于奇异值分解法, 研究了降阶等阶向量在两度故障下的应用。此外, 阈值比较法、小波变换法、神经网络法、解析模型法、支持向量机法、主成分分析法、等价空间法等^[10-12] 也被分别提出并应用在冗余 IMU 的故障检测中。

上述方法中, 阈值比较法难以确定合理阈值, 小波变换法存在小波基和分解层数难以确定问题; 神经网络法存在隐含层难以确定, 模型训练受样本固定等不足; 解析模型法的数学模型过于复杂, 计算量大, 存在较大延时, 难以实现实时故障检测。而主成分分析法仅仅应用于静态情况下的故障检测与隔离, 传统的 PCA 方法并未考虑车辆动态情况下的实时检测; 奇异值分解法存在缺少单位化、阈值偏大和隔离策略人为影响等局限性。

针对主成分分析法无法在动态情况下对冗余 IMU 进行故障检测的缺点, 本文提出了一种基于奇偶空间法改进主成分分析的故障检测算法, 利用奇偶空间法隔离车辆的运动, 消除动态变量对故障检测的影响, 再用 PCA 方法检测数据以实现车辆传感器信息的实时检测, 该方法利用奇偶向量隔离车辆的动态变量, 以消除动态变量对故障检测的影响, 通过仿真试验验证了本文改进方法的有效性。

1 冗余 IMU 故障模型

在车辆导航系统中, GPS 有很多时候是精度不够准确或者无效的。例如在隧道中, 经常因为信号不好而无法使用。在市中心的高楼里, GPS 信号容易被折射反射。此时, IMU 就可以增强 GPS 的导航能力。图 1 为车辆导航系统 IMU 工作区域示意图。

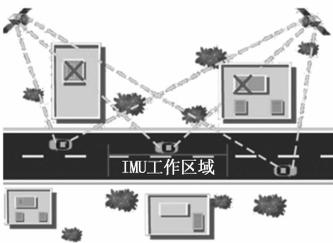


图 1 车辆导航系统 IMU 工作区域示意图

假定冗余 IMU 惯组配置有 n ($n > 3$) 个惯性传感器, IMU 测量方程中仅含白噪声项:

$$Y = \mathbf{H}X + e \quad (1)$$

其中: $X \in R^{3 \times 1}$ 是待测的惯性状态信息, 如三轴加速度或三轴角速度, $Y \in R^{3 \times 1}$ 是 n 个传感器的测量值, \mathbf{H} 是冗余 IMU 惯组配置的测量矩阵, 已知 $\text{rank}(\mathbf{H}) = 3$, $e \in R^{n \times 1}$ 是

高斯白噪声。

定义冗余 IMU 的故障向量 $a = [\dots 0 \ b \ 0 \ \dots]^T$, 只有一个非零元 b , 且非零元对应于故障传感器, b 为故障幅值, 那么发生故障的量测方程为:

$$Z = \mathbf{H}X + e + a \quad (2)$$

选取解耦矩阵 \mathbf{V} , 满足 $\mathbf{V}\mathbf{H} = 0$ 。构造等价向量 $P = \mathbf{V}Z$, 由式 (1) 或式 (2) 可得:

$$P = \mathbf{V}Z = \mathbf{V}e \quad (3)$$

$$P = \mathbf{V}Z = \mathbf{V}e + \mathbf{V}a \quad (4)$$

如此, 等价向量 P 中将不含有载体的惯性信息, 只包含误差信息和故障信息, 可利用等价向量 P 进行故障诊断, 而解耦矩阵 \mathbf{V} 具有不唯一性。

2 主成分分析

PCA 是识别数据的一种方式, 它主要是突出数据的相似性和差异, 因为数据识别很难在高维数据中实现, 所以对数据进行降维处理。首先, 每个数据必须减去每个维度的平均值。

$$m_n' = m_n - \mu_n, n = 1, \dots, 6$$

$$\mu_n = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N m_n \quad (5)$$

式中, m_n 是第 n 个传感器的测量值。其次, 使用以下等式来计算测量的协方差矩阵:

$$\Sigma = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N m_n' m_n'^T \quad (6)$$

协方差矩阵的特征值和特征向量的计算:

$$\Sigma = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^T \quad (7)$$

其中: \mathbf{U} 是由特征向量组成的矩阵 ($\mathbf{U} \in R^{6 \times 6}$), 并且 $\mathbf{\Lambda}$ 是特征值对角矩阵 ($\mathbf{\Lambda} \in R^{6 \times 6}$)。这些特征向量是长度都为 1 的单位特征向量, 特征值彼此垂直。事实上, 具有最高特征值的特征向量是数据集的主要组成部分, 这是数据维度之间最重要的关系。一般来说, 一旦从协方差矩阵中找到特征向量, 下一步就是根据特征值排序它们, 从最高到最低。较小意义的组成部分可以被忽略。

$$\mathbf{W} = [u_1, u_2, \dots, u_m] \quad (8)$$

其中: \mathbf{W} 是由重要的特征向量组成的特征向量, 并且 m 是选择的维数。

本文使用传感器数据协方差矩阵的二维特征向量, 这将使一些信息被遗漏。最终的数据集的维数将少于原始数据集。通过取两个最大的特征向量并在这些列中形成具有这些特征向量的矩阵 \mathbf{W} 来构造特征向量。使用特征向量, 可以生成来自传感器数据的图案:

$$y = \mathbf{W}^T m_{new} \quad (9)$$

式中, y 表示生成的模式数据, m_{new} 表示检测故障发生的传感器输出。数据 y 在特征平面上形成指定的图案, 生成的图案反映传感器输出的变化。从这个特性来看, 使用 PCA

可以实现故障检测。

3 基于主成分分析和奇偶向量的检测方法

一般来说, 车辆具有冗余的惯性传感器, 这些都是热备式硬件冗余。因此, 可以在每个步骤中获取所有传感器数据, 并将它们全部用于计算主要分量和特征向量。计算的特征向量用于通过将原始数据集转置到特征平面来形成图案。然后, 故障传感器的模式将与正常传感器的模式分离, 修改后的 PCA 使用训练只计算一次特征向量, 该特征向量仅表示正常的传感器输出。相反, 故障混合传感器数据产生另一个处理结果。这就是为什么可以用正常的传感器数据检测到故障的原因。因此, 移动运动的效果会产生不同的模式, 必须隔离。平价空间概念有助于消除运动的负面影响。改进 PCA 的故障检测过程如图 2 所示, 主要分为两个步骤, 预处理和在线故障检测过程。

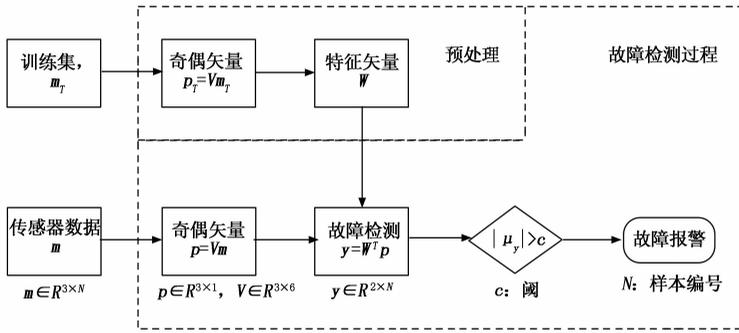


图 2 改进后 PCA 故障检测过程

3.1 使用奇偶空间概念修改 PCA

具有 N 个传感器的惯性传感器模块的测量定义为 m 。有关测量的细节将在模拟部分介绍。而且, 故障信号矢量和故障类型被建模为恒定偏差。矩阵 V 定义如下。

定义 1 矩阵 V 是一个正定梯形矩阵, 满足以下条件:

$$VH = 0 \quad (10)$$

$$VV^T = I_{N-1} \quad (11)$$

$$V = [v_1 \ v_2 \ \dots \ v_{N-1}]^T = [v_{c1} \ v_{c2} \ \dots \ v_{cN}] \quad (12)$$

式中, l 是由传感器配置确定的测量矩阵 H 的秩, 并且 I_{N-1} 是具有 $N-1$ 维度的单位矩阵。 v_i^T 是 V 的第 i 行向量, v_k 是矩阵 V 的第 k 列向量。

定义 2 矩阵 V 的列空间被定义为测量矩阵 H 的“奇偶空间”。

定义 3 奇偶向量由。定义:

$$p = Vm = VHx + Vf + Ve = Vf + Ve \quad (13)$$

$$p = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_{N-1}]^T \quad (14)$$

式中, p 是 $N-1$ 维向量。奇偶向量意味着测量值 m 在奇偶空间上的投影, 并且独立于状态变量, 但取决于系统故障。在 (14) 中, P_i 是每次测量的奇偶性值。

定义 4 V 的列是测量方向投影到奇偶空间上的投影, 它们被称为故障方向, 因为第 k 次测量 m_k 的故障意味着奇

偶矢量 p 在故障方向 v_k 上的增长。另外, v_k 的故障方向上的矢量 $v_k m_k$ 被称为故障方向矢量。故障方向角定义为两个故障方向矢量之间的角度。

不受传感器运动影响的特征向量是使用奇偶向量 p 生成的, 而式 (15) 是由修改的 PCA 计算的特征向量。

$$y = W^T p = W^T V f + W^T V \epsilon$$

$$W = \begin{bmatrix} -0.2448 & -0.5201 \\ -0.8854 & 0.4639 \\ 0.3951 & 0.7172 \end{bmatrix} \quad (15)$$

图 3 显示了当冗余 IMU 移动时, 修改后的 PCA 和传统 PCA 之间的生成模式的差异。由于传感器的动态运动, 传统的 PCA 会生成类似于传感器故障情况的模式。因此, 冗余 IMU 的运动会影响图 3 所示的图案位置。这使得难以从运动传感器模块的输出分类故障模式。另一方面, 如图 4

所示, 改进的 PCA 不受移动运动冗余 IMU 的影响。由此, 与传统的 PCA 相比, 改进的 PCA 更适合动态实时故障检测。

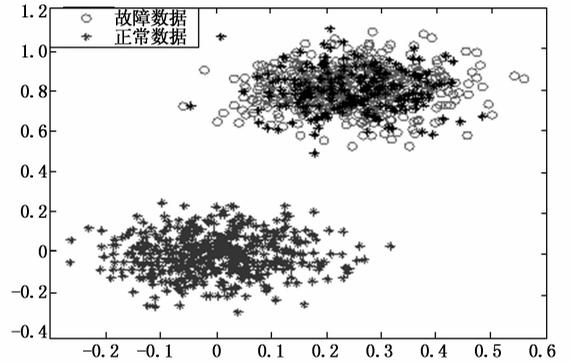


图 3 当传感器模块移动状态时传统的 PCA 检测数据

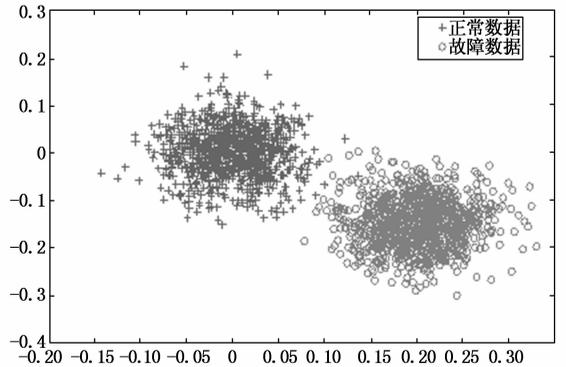


图 4 当传感器模块移动状态时改进的 PCA 检测数据

3.2 使用改进的 PCA 的故障检测方案

传感器故障检测基于无故障预处理和实时生成的模式与修改的 PCA 之间的相似性测试。特征向量将在故障检测过程之前计算。接下来会发生实时模式生成步骤。第三步是故障发生的判断。因此, 为了检测故障, 首先从传感器模块获得没有故障的传感器数据, 我们称之为训练集。该

过程必须保证无故障的传感器数据, 因为混合传感器数据的混合故障不能表示正常的传感器模式。生成的训练集用于将测量空间移动到奇偶校验空间。此时, 传感器数据的 6 个维度由于具有矩阵 V 和传感器数据的内积而减小到 3 维。可以使用奇偶空间中的训练集数据来计算特征向量。使用计算的特征矢量, 可以很容易地制作正常的传感器图案。

为了方便起见, 这个模式的平均值转化为特征平面上的 $(0, 0)$, 该特征平面由主要分量向量的坐标组成。这个过程被用于故障检测, 我们称之为“预处理”过程。

在故障检测的准备步骤中, 计算特征向量 W 。对于在线故障检测过程, 我们计算从模式平均值到期望位置 $(0, 0)$ 的差异长度。如果差值 $|\mu_y|$ 大于阈值, 则意味着冗余 IMU 有故障。相反, 如果 $|\mu_y|$ 足够小, 我们可以认为冗余 IMU 运行正常。阈值可以由噪声的大小来定义。此外, 模式平均值计算有可能使用 EM 算法。EM 算法是寻找模型最大似然解的有效方法。从计算模式的平均值可以知道该模式是否存在错误。

4 实验分析

4.1 冗余 IMU 数据生成

在冗余 IMU 中, 实现两个正交 IMU。因此, 冗余 IMU 具有足够数量的冗余组件。如果有一半冗余 IMU 传感器可用, 则可以计算和重新配置冗余 IMU 车身坐标输出。每个传感器连续运行。这意味着本文中使用的冗余 IMU 通过使用备用数据库具有动态冗余。冗余 IMU 有它自己的配置, 如图 5 所示。它不仅影响每个传感器坐标和身体轴之间的关系, 而且影响故障检测冗余 IMU 的性能。用于冗余 IMU 的陀螺仪和加速度计具有圆锥形安排。每个传感器相对 z 轴倾斜 54.74 度, 并配置为在 $x-y$ 平面上具有相等的角度。锥形冗余 IMU 是的最佳配置。

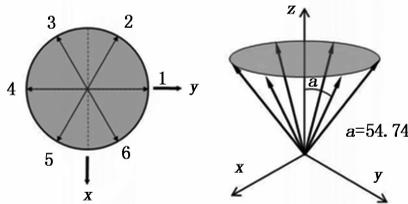


图 5 冗余 IMU 配置

本文中使用的冗余 IMU 由低等级 MEMS 惯性传感器组成。对此的故障检测算法几乎相同, 但它们并未用于卫星中的实际姿态控制系统。如式 (16) 所示, 冗余 IMU 的误差模型是通过考虑 3 个误差因素, 错位误差, 偏差和比例因子来设计的。它们是 MEMS 等级传感器的代表性误差来源。未对准误差是传感器在预定义坐标上的未命中附加值。偏差和比例因子是为每个传感器计算的值。等式 (16) 表示当使用两个正交 IMU 时的冗余 IMU 信号模型。

$$m = \mathbf{M}\mathbf{H}x + b + \varepsilon \quad (16)$$

其中: m 是每个陀螺仪传感器和加速度计的测量值, \mathbf{M} 表示偏差校正矩阵, \mathbf{H} 是测量矩阵, 它是传感器和冗余 IMU 模块之间的几何关系, x 表示冗余 IMU 输出, b 是偏差, 并且 ε 是传感器噪音。这里, \mathbf{M} 和 b 通过传感器模块的校准来计算, 并且 \mathbf{H} 在数学上被定义。使用测量方程 (16), 生成冗余 IMU 传感器信号。传感器输出用于模拟中冗余 IMU 的陀螺仪测量。它每秒产生 100 个输出。考虑添加故障, 这与偏置组件类似。与故障大小相比, 动态运动的大小是一个相对较大的组件。这个假设是由于证实了所提出的故障检测方法可在动态环境中良好运行。

4.2 实验仿真

如上所述生成在该模拟中使用的数据。冗余 IMU 的 1 000 个信号采样被用作故障检测过程的确定性输入。测量噪声方差用于实际传感器输出的实验结果。如图 6 所示, 传感器数据在 1 s 内包含车辆的动态运动。图 7 显示 6 s 时的第 6 个传感器输出混合故障, 1 s 时产生动态运动。

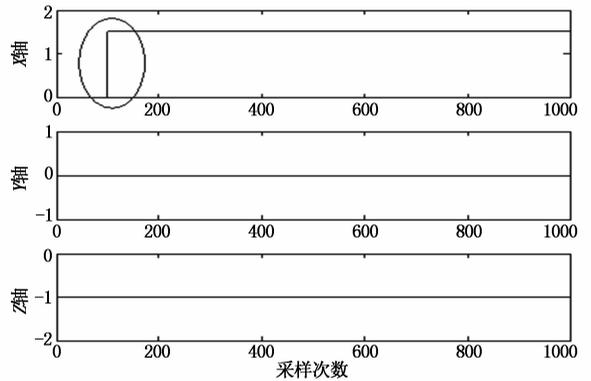


图 6 冗余 IMU 输出

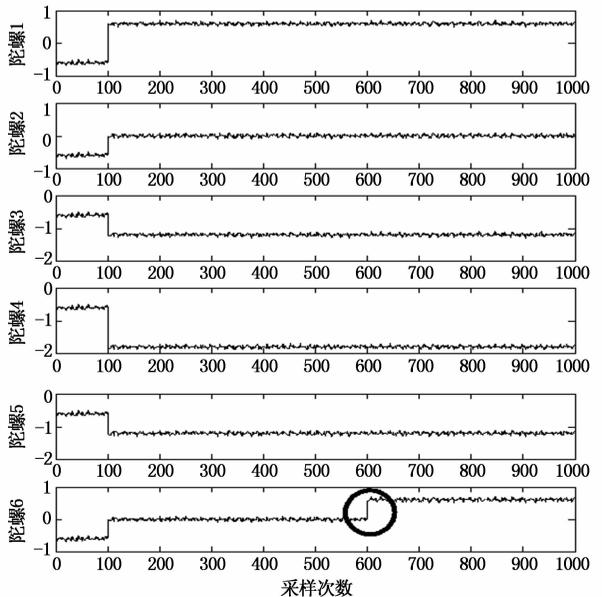


图 7 每个陀螺仪输出

所提出的故障检测算法的故障分类结果如图 8 所示。每个小圆圈表示在每个时间步骤修改后的 PCA 的结果。如前面在图 3 中所提到的, 常规 PCA 不可能将移动运动和故障效应分类。而修改的 PCA 可以将它们分开, 因为奇偶空间消除了由于动态运动造成的负面影响。这个特性帮助我们专注于故障模式检测。修改后的 PCA 结果没有变化, 足以在 1 秒内判断是故障模式。在 6 秒后, 图案移动到特征平面上的另一个位置。在预处理步骤中计算的特征向量不能表示传感器输出的故障。由于使用有保证的无故障传感器数据, 特征矢量仅代表正常的传感器数据。传感器输出故障有一个主要成分, 它代表故障, 因为故障通常比测量噪声大得多。因此, 正常传感器数据的定义主分量不再是主分量。所以生成模式的平均值被移动到某个位置。它为我们提供了检测故障的证据。图 9 为改进后 PCA 故障检测结果。

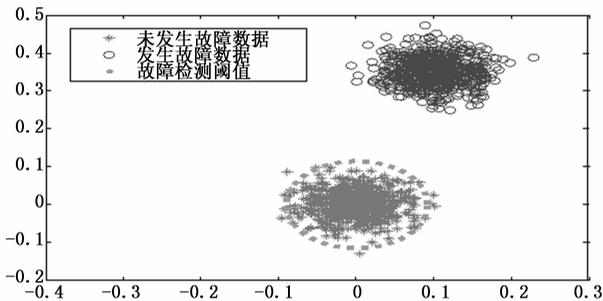


图 8 改进后 PCA 故障分类

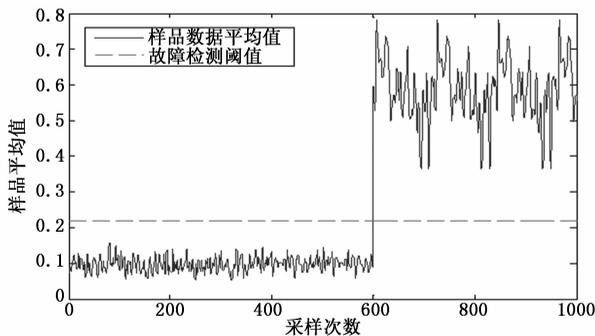


图 9 改进后 PCA 故障检测结果

直到 6 秒, 传感器数据的模式均值位于 (0.0) 左右。它始终位于 (0, 0) 的小变化边界 (阈值) 内。正常传感器模式均值的位置位于 (0, 0)。因此, 我们可以将冗余 IMU 视为正常。相反, 该模式意味着在运行 6 秒后左右移动 (0.959, 0.359 6)。该值足够大, 且它大于阈值, 故可以认为故障发生。如果使用修改后的 PCA 进行故障检测, 故障会使模式发生变化。EM 算法可以对每个模式的平均位置进行分类。虚线是迭代过程来计算模式的平均值。

5 结束语

本文针对传统主成分分析法由于系统运动而导致惯性传感器故障检测中存在相当大误差的不足, 导致不可能用于车辆移动时惯性传感器单元的故障检测。为消除传感器运动的这种负面影响, 本文提出了改进的 PCA, 将 PCA 与奇偶空间法相结合, 奇偶空间方法用来隔离动态变量的影响, 来提高故障检测性能。通过仿真实例, 当冗余 IMU 的第 6 个陀螺仪有 $0.5^\circ/\text{s}$ 的附加故障时, 虽然传感器运动的大小大于故障, 但本文改进 PCA 可以检测故障模式。

参考文献:

- [1] 赵 岩, 程烘炳, 吴训忠, 等. 基于 MEMS 的低成本 SINS/GPS 组合导航系统研究 [J]. 传感器与微系统, 2011, 30: 18-22.
- [2] 刘准钊, 程永梅, 潘 泉, 等. 多传感器冲突信息的加权融合算法. 传感技术学报, 2009, 22 (3): 366-370.
- [3] Chang H L, Xue L, Qin W, et al. An integrate MEMS gyroscope array with higher accuracy output [J]. Sensors, 2008, 8: 2886-2899.
- [4] 王晶晶, 王 刚, 王 睿. 基于模糊熵的多传感器加权融合算法 [J]. 传感器与微系统, 2016, 35 (7): 109-112.
- [5] 张华强, 赵 剡, 陈 雨. 基于支持度的 MEMS 陀螺信息融合方法 [J]. 宇航计测技术, 2012, 32 (2): 18-22.
- [6] 张 通, 符文星, 任子君, 等. 冗余惯组故障检测与隔离的广义似然比解耦矩阵构造新方法 [J]. 固体火箭技术, 2017, 40 (4): 532-536.
- [7] 李晓亮, 任子君, 符文星. 改进 Potter 算法在冗余捷联惯组故障检测中的应用研究 [J]. 电子设计工程, 2015, 23 (5): 61-63.
- [8] Skoogh D, Lennartsson A. A method for multiple fault detection and isolation of redundant inertial navigation sensor configurations [J]. Proceedings of the IEEE/ION PLANS, 2006: 415-425.
- [9] Yang C K, Shim D S. Double faults isolation based on the reduced-order parity vectors in redundant sensor configuration [J]. International Journal of Control Automation and System, 2007, 5 (2): 155-160.
- [10] 任子君, 符文星, 张 通, 等. 冗余捷联惯组故障诊断的奇异值分解新方法 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 37 (2): 412-418.
- [11] 梁海波, 许 昊, 吕章刚, 等. 基于支持向量机的冗余陀螺故障诊断方法 [J]. 航天控制, 2014, 32 (5): 77-83.
- [12] 周维正, 赵赛君, 李学锋. 冗余捷联惯组故障重构策略研究 [J]. 战术导弹技术, 2018, 5: 68-72.