

# 控制与决策

Control and Decision

## BP神经网络辅助的缓变故障双阈值检测法

赵修斌, 高超, 庞春雷, 张闯, 王勇

引用本文:

赵修斌, 高超, 庞春雷, 等. BP神经网络辅助的缓变故障双阈值检测法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(6): 1384–1390.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1427>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 基于卷积神经网络的层级化智能故障诊断算法

A hierarchical intelligent fault diagnosis algorithm based on convolutional neural network

*控制与决策*. 2019, 34(12): 2619–2626 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0253>

### 基于DropOut降噪自编码的磨矿系统故障诊断

DropOut denoising autoencoder-based fault diagnosis for grinding system

*控制与决策*. 2018, 33(9): 1662–1666 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0597>

### 基于证据推理的联合故障检测方法

Method of joint fault detection based on evidential reasoning

*控制与决策*. 2016, 31(9): 1589–1593 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.0989>

### 基于分层DSmT的多故障诊断方法

Method of multiple faults diagnosis based on hierarchical DSmT

*控制与决策*. 2016, 31(5): 875–881 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.0548>

### 基于SVR的惯性/卫星组合导航系统故障诊断方法

Fault diagnosis method of integrated GPS/Inertial navigation system based on support vector regression

*控制与决策*. 2016, 31(10): 1889–1893 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.1106>

## BP神经网络辅助的缓变故障双阈值检测法

赵修斌<sup>†</sup>, 高 超, 庞春雷, 张 闯, 王 勇

(空军工程大学 信息与导航学院, 西安 710077)

**摘 要:** 针对传统 $\chi^2$ 检测法对惯性/卫星组合导航缓变故障检测效率不高的问题,提出一种基于BP神经网络辅助的缓变故障双阈值检测法. 基于BP神经网络建立位置与速度子预测器,实现对卫星导航量测数据的预测,在此基础上根据预测精度提出双阈值的低检测门限,辅助残差 $\chi^2$ 检测法进行故障检测与系统重构. 仿真结果表明,对于缓变故障,所提出方法能有效提高故障期间滤波精度、降低漏警率以及组合导航的可靠性.

**关键词:** 松组合导航; 故障诊断; 分量检测法; BP神经网络; 双阈值

中图分类号: V249.3

文献标志码: A

## A double-threshold test method for soft faults assisted by BP neural network

ZHAO Xiu-bin<sup>†</sup>, GAO Chao, PANG Chun-lei, ZHANG Chuang, WANG Yong

(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the low efficiency of detecting the soft faults by the traditional chi-square test method in the fault diagnosis of loosely-coupled inertial/satellite integrated navigation systems, a double-threshold test method to detect soft faults assisted by BP neural network is proposed. The location and velocity sub-predator is established by BP neural network, which can realize the prediction of satellite measurement data. On this basis, a double-threshold test is proposed according to the prediction accuracy, which can assist the residual chi-square component detection method to detect faults and reconstruct the system. The simulation results show that the proposed method can effectively improve the filtering accuracy when fault occurs, and reduce the missed alarm rate and improve the reliability of integrated navigation.

**Keywords:** loosely-coupled integrated navigation; fault diagnosis; component detection method; BP neural network; double threshold

### 0 引 言

无人机现已在军事、农业、商业等领域得到广泛应用,为降低成本,无人机通常采用无冗余或低冗余的组合导航方式<sup>[1]</sup>. 目前,惯性/卫星松组合导航仍是国内设备组合导航应用最多的方式<sup>[2]</sup>. 由于应用背景日益复杂,不可预估的故障、影响也越来越多,且对导航精度和可靠性提出了更高的要求,对传感器发生的故障进行及时检测和有效处理是一项十分重要的任务.

文献[3]通过增加冗余惯导系统进行量测一致性检验来实现故障诊断,但这会增加配置难度和成本. 对于无冗余设备,通常从基于解析模型和基于信号处理<sup>[4]</sup>角度进行故障诊断. 传统的系统级故障检测方法为 $\chi^2$ 检测法<sup>[5]</sup>,其中残差 $\chi^2$ 法对于突变故障有很好的检测效果,且实现方法简单,但难以有效检

测缓变故障;状态 $\chi^2$ 法针对缓变故障设计,利用一步预测与量测的差异检验量测数据是否受干扰,但状态 $\chi^2$ 法受初始条件限制<sup>[6]</sup>且递推器易受故障滤波结果干扰. 针对 $\chi^2$ 检测法的缺陷,文献[7]混合使用了残差 $\chi^2$ 法和状态 $\chi^2$ 法,提升了对缓变故障的敏感性,文献[8]引入模糊逻辑,将检测阈值模糊化,避免了进行固定阈值的选取;文献[9-10]根据 $\chi^2$ 检验结果改进滤波方法,以提高导航精度和可靠性. 上述方法虽然能够不同程度地削弱故障的影响,但关于缓变故障的检测与处理,仍有待进一步研究.

近年来,人工智能方法逐渐被引入故障诊断领域,神经网络的自学习能力及其适应性强、不受模型约束、非线性等特点,能够弥补故障发生的不确定性、模糊性等导致的传统方法失效的缺陷,因此将神经网络应用于故障诊断成为了热门研究方向. 其中,BP

收稿日期: 2018-10-20; 修回日期: 2019-01-07.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61601506).

责任编辑: 高会军.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: 2936861872@qq.com.

(back propagation)神经网络在元素识别、经济预测和含量检测等方面<sup>[11]</sup>应用广泛,表现出了强大的功能.文献[12]利用训练好的BP神经网络预测GPS信号以用于GPS拒止情形下的组合导航;文献[13]利用BP神经网络预测导航结果以校正卡尔曼滤波输出;文献[14]将遗传算法改进的BP神经网络用于无人飞行器的故障检测,改善了系统性能和故障识别能力.

目前,基于 $\chi^2$ 单一门限实现故障判定的方法,在发生缓变故障时,由于初始故障幅值较小,检验统计量不能引起门限的响应,会大大影响到导航精度和可靠性.有学者提出使用双阈值故障检测方法,其中文献[15-16]采用高、低两个门限进行故障检测,对于检测延时的缩短、虚警率与漏警率的平衡方面有所改善,但当检验统计量位于高低门限之间的处理方法以及双阈值的选择两方面仍有待优化.

本文针对无冗余惯性/卫星松组合导航系统故障诊断中,缓变故障难以及时有效检测并处理的问题,提出一种基于BP神经网络辅助的缓变故障双阈值检测法.该方法基于BP神经网络建立位置与速度子预测器,实现对卫星量测数据的预测,并根据预测精度提出双阈值检测门限,辅助残差 $\chi^2$ 检测法进行故障检测与系统重构.当检验统计量在两门限之间,改用BP神经网络预测数据进行组合,当大于高门限时进行故障隔离.相比单一门限,双阈值的使用,可以提前感知数据变化,缩短缓变故障的影响时间;神经网络预测数据的使用,能够改善当检验统计量在两门限之间时不能立即决断的缺陷,从而保障滤波精度,提高组合导航的可靠性.

### 1 BP神经网络原理及方法

BP神经网络是一种前馈型人工神经网络,通过约束网络神经元之间的联系,实现模拟大脑神经网络智能处理信息的功能.根据文献[17],有理论证明3层神经网络可以实现对任意非线性函数的逼近.因此,BP神经网络通常由输入层、隐含层和输出层3层构成,其结构如图1所示.

输入层和输出层与外界相连,隐含层承担计算功能.BP神经网络采用有导师学习方法,即每组输入数据有对应的目标输出,能够实现信息由输入层至输出层的前向传播,并根据误差平方和最小原则实现误差的反向传播.在此过程中,沿着梯度最速下降的方向<sup>[18]</sup>调整不同层神经元之间权值和阈值,使神经网络能够根据输入特征实现对输出的逼近.

BP神经网络训练流程如下:

设输入数据为 $x_i$ ,输入层到隐含层的权值为 $\omega_{ij}$ ,

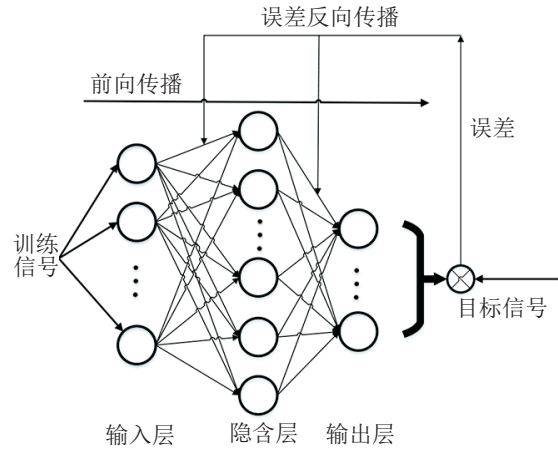


图1 BP神经网络结构

隐含层到输出层的权值为 $\bar{\omega}_{ij}$ ,隐含层的阈值为 $\theta_k$ ,输出层的阈值为 $\bar{\theta}_k$ ,学习速率为 $\eta$ ,隐含层个数为 $n$ ,输出层个数为 $m$ .

1) 前向传播.第 $i$ 个隐含层输入与输出分别为

$$\text{net}1_i^I = \sum_{j=1}^n x_j \omega_{ij} + \theta_k, \quad (1)$$

$$b_i = f(\text{net}1_i^I); \quad (2)$$

第 $j$ 个输出层输入与输出分别为

$$\text{net}2_j^I = \sum_{i=1}^n b_i \bar{\omega}_{ij} + \bar{\theta}_k, \quad (3)$$

$$y_j = h(\text{net}2_j^I). \quad (4)$$

$f(\cdot)$ 为隐含层激励函数, $h(\cdot)$ 为输出层激励函数.

2) 误差计算.将网络输出与目标信号 $y_o$ 的误差表示为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{o,j=1}^m (y_o - \bar{y}_j)^2. \quad (5)$$

3) 误差反向传播.根据梯度最速下降法调整连接系数

$$\Delta \bar{A}_{ij}(k+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial \bar{A}_{ij}}, \quad (6)$$

$$\Delta B_{ij}(k+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial B_{ij}(k)}. \quad (7)$$

其中: $A$ 代表输出层的权值和阈值, $B$ 代表隐含层的权值和阈值.

可以看出,在前向传播过程中,训练信息从输入层经隐含层变换最终至输出层,若输出没有达到期望目标,则转入误差反向传播,调整各神经元间的联系,循环重复上述过程直到误差收敛.

### 2 BP神经网络辅助的惯性/卫星松组合导航缓变故障双阈值检测法

当惯性/卫星松组合导航系统发生缓变故障时,传统残差 $\chi^2$ 法难以及时准确检测并有效处理,因此,

本文提出一种基于BP神经网络辅助的缓变故障双阈值检测法,建立位置与速度子预测器,根据预测精度提出双阈值的低检测门限,并利用残差 $\chi^2$ 分量检测法确定故障发生位置,实现对故障及时有效地处理,提高组合导航系统的可靠性。

### 2.1 残差 $\chi^2$ 分量检测法

残差 $\chi^2$ 法利用服从高斯分布的 $n$ 维向量均值和方差来构造检验统计量,依据残差均值是否为零区分有无故障,根据先验分布门限,对假设检验进行取舍。

系统状态量和量测值表示如下:

$$X_k = \Phi_{k,k-1}X_{k-1} + \Gamma_{k-1}W_{k-1} + \nu\delta_{(k-1)}, \quad (8)$$

$$Z_k = H_k X_k + V_k. \quad (9)$$

其中: $\Phi_{k,k-1}$ 为系统状态转移矩阵; $W_k$ 为系统噪声向量; $\Gamma_k$ 为系统噪声矩阵; $V_k$ 为观测噪声向量; $H_k$ 为量测矩阵; $\nu$ 为故障量幅值; $\delta_{(k-1,\gamma)}$ 为Kronecker函数,当 $k-1 = \gamma$ 时取1,否则取0; $W_k$ 与 $V_k$ 为互不相关且为零均值白噪声序列。

在卡尔曼滤波中,将残差表示为

$$\delta_z = Z_k - H_k \bar{X}_{k/k-1}. \quad (10)$$

当信号无故障时,认为残差向量服从0均值的高斯分布,其方差为

$$P_\delta = H_k P_{k/k-1} H_k^T + R_k; \quad (11)$$

当信号出现故障时,认为其均值不再为0,可根据这一特点来判断信号质量。

构造检测函数

$$A_k = \delta_z^T P_\delta^{-1} \delta_z. \quad (12)$$

可以证明,该检测函数服从 $\chi^2(m)$ 分布,其自由度 $m$ 为选取的观测量维数。

为检测故障发生的位置,采用分量检测的方法,构造分量检测函数

$$A_{ki} = \delta_i^T P_{\delta_i}^{-1} \delta_i. \quad (13)$$

其中:下标 $i$ 代表第 $i$ 维观测量,对于方差阵 $P_\delta$ 来说,取第 $(i,i)$ 对角元素,则分量检测函数服从 $\chi^2(1)$ 分布。应用中,由可容忍的误警率计算出门限值 $T_D(1)$ 。故障判别条件为

$$\begin{cases} A_{ki} > T_D(1), & \text{存在故障;} \\ A_{ki} \leq T_D(1), & \text{不存在故障。} \end{cases}$$

### 2.2 位置、速度子预测器

在惯性/卫星松组合导航故障诊断中,通常将惯导系统作为参考系统,认为其无故障。假设故障发生在卫星导航系统中,由于无硬件冗余,当检测到故障

后,将卫星导航系统隔离,单独使用惯导系统,但惯导数据精度随时间发散。因此,本文利用BP神经网络预测卫星数据,在故障期间代替真实卫星数据,与惯导系统组合,保证导航精度。

为保证故障检测的实时性,需离线训练好BP神经网络,本文利用部分仿真轨迹的数据来训练网络,并用非训练样本来检验训练效果。根据松组合导航的观测量及无人机运动状态,本文提出建立位置、速度子预测器方法。

输入层:分别将三维速度、三维位置信息作为网络输入,输入层的结点数与数据个数有关。

隐含层:选取Sigmoid函数作为激励函数,因此需要对输入数据作转换,使其在 $[0,1]$ 范围内。隐含层的结点数与网络训练效果有直接关系,但目前尚无确定的约束来选择合适的结点数,常根据经验公式或自己实践来确定<sup>[18]</sup>。若隐含层的结点数过多,则会导致训练时间过长,易得出局部最优结果;若结点数过少,则会导致网络性能较差。依据经验公式并结合实验结果,当隐含层结点数为10时效果最好。

输出层:得到与输入对应的三维位置或三维速度信息。

子预测器的设计适用于松组合导航故障诊断的故障假设情况,能够在故障期间预测得到相应的卫星导航数据,以满足不间断组合的要求。

### 2.3 双阈值检测门限

缓变故障是一种故障幅值随时间变化的故障类型,其特点是开始时故障幅值较小,按与时间成线性或二次方关系增长,增长速度与变化率有关。在组合导航系统中,缓变故障在发生之初,被准确检测和隔离的难度大,故障诊断期间,缓变故障将持续影响检测函数,造成检测延时,且会降低导航精度,给运载体带来极大危害。因此,缓变故障的快速检测以及有效处理是衡量故障诊断方法的一项有力指标。

传统的残差 $\chi^2$ 法通过一个固定门限来判断故障发生情况,但固定门限势必引起漏警率和虚警率的矛盾。门限过高,则漏警率上升;门限过低,则虚警率增大。本文选用双阈值检测门限,根据残差的分布特性,选取较小误警率,其 $\chi^2$ 分布值作为故障告警的上门限 $T_2$ ,根据BP神经网络训练精度确定动态下门限 $T_1$ ,通过利用双阈值检测门限来提高组合导航的可靠性和抗干扰能力。

据此可得BP神经网络辅助的缓变故障双阈值检测法的故障判定准则

$$\begin{cases} \Lambda_{ki} \geq T_2, \text{发生故障;} \\ T_1 \leq \Lambda_{ki} < T_2, \text{数据受干扰;} \\ \Lambda_{ki} < T_1, \text{无故障.} \end{cases}$$

上下门限的选取对于导航结果十分关键,将误警率选取为 $10^{-4}$ ,则对应上门限 $T_2$ 为15.14;下门限的选择与数据处理原则相关,本文双阈值法在检验统计量处于两门限之间时,决定用预测数据取代可能存在故障的卫星数据.因此,下门限与神经网络预测精度相关,故将网络训练的均方根误差 $\sigma$ 反映到检验统计量的层面,根据经验公式<sup>[6]</sup>及式(12),选择 $3\sigma$ 作为依据,则下门限表达式为

$$T_1 = \frac{(3\sigma)^2}{P_{\delta i}}. \quad (14)$$

基于BP神经网络辅助的缓变故障双阈值检测法流程包括滤波残差计算、残差 $\chi^2$ 分量检测、BP神经网络预测、系统隔离和重构,其流程如图2所示.

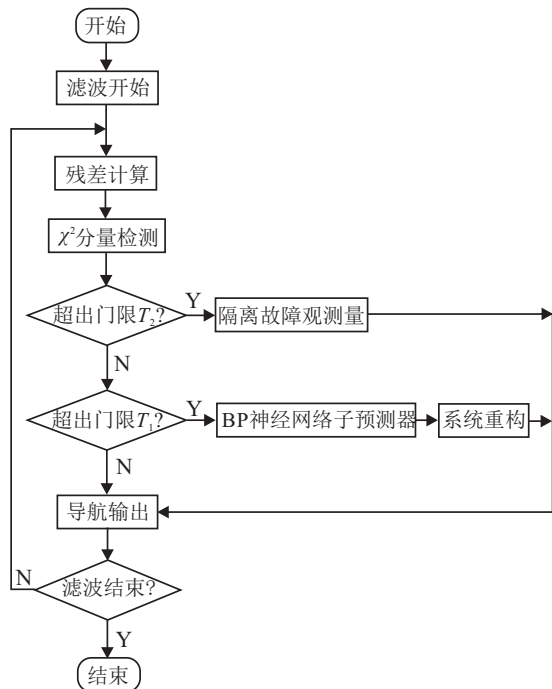


图2 神经网络辅助的双阈值检测法流程

在故障检测期间,当检验统计量越过上门限时,发出告警,隔离该维量测信息;当检验统计量落在上下门限之间时,认为卫星数据精度受到干扰,低于预测数据精度.因此,用神经网络预测的数据进行组合,此时认为系统可能发生缓变故障,若此后检测统计量持续上升,则说明判断正确;当检验统计量低于下门限时,判定系统无故障.

### 3 仿真验证

为验证本文提出检测方法的有效性,在惯性/卫星松组合导航方式下,设计当卫星数据出现故障时的

仿真实验.

#### 3.1 仿真条件及故障类型的设定

仿真时长为2000个历元,考虑飞机起飞、转弯、平飞和降落等飞行状态,设定无人机飞行轨迹为:0~50历元之间直线滑跑,50~152历元爬升,152~1155历元平飞,1155~1176历元转弯,1176~1877历元平飞,1877~1981历元俯冲,1981~2000历元减速停止.飞机初始位置设为北纬 $34^\circ$ ,东经 $108^\circ$ ,高度0m,初始速度为0,初始方向为正东.仿真中设置惯性器件的误差分别为陀螺随机常值漂移为 $0.1^\circ/h$ ,加速度计随机常值漂移为 $10\mu g$ ;卫星数据的误差分别为位置误差10m,速度误差0.1m/s.仿真轨迹如图3所示.

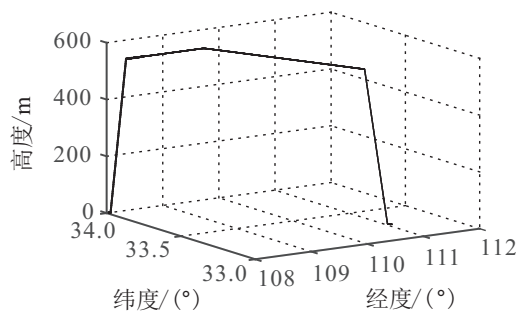


图3 仿真轨迹

以纬度出现故障为例,为体现本文所提出方法的检测效果,在固定时间段,在观测量中人为加入不同变化率的线性缓变故障,故障皆是从0开始变化,故障情况设置如表1所示.

表1 不同变化率的缓变故障

故障模式	故障时段/s	故障变化率/(m/s)
模式1	600~660	0.5
模式2	600~660	0.8
模式3	600~660	1.0

#### 3.2 结果分析

利用残差 $\chi^2$ 法和本文所提出算法对3种故障模式进行仿真分析,并与无故障结果作对比.为突出效果,图中仅显示注入故障期间的情况,方法1代表残差 $\chi^2$ 分量检测法,方法2代表BP神经网络辅助的缓变故障双阈值检测法.

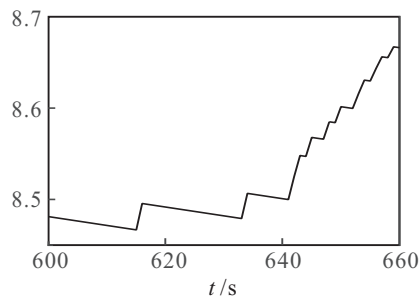


图4 下门限动态变化图

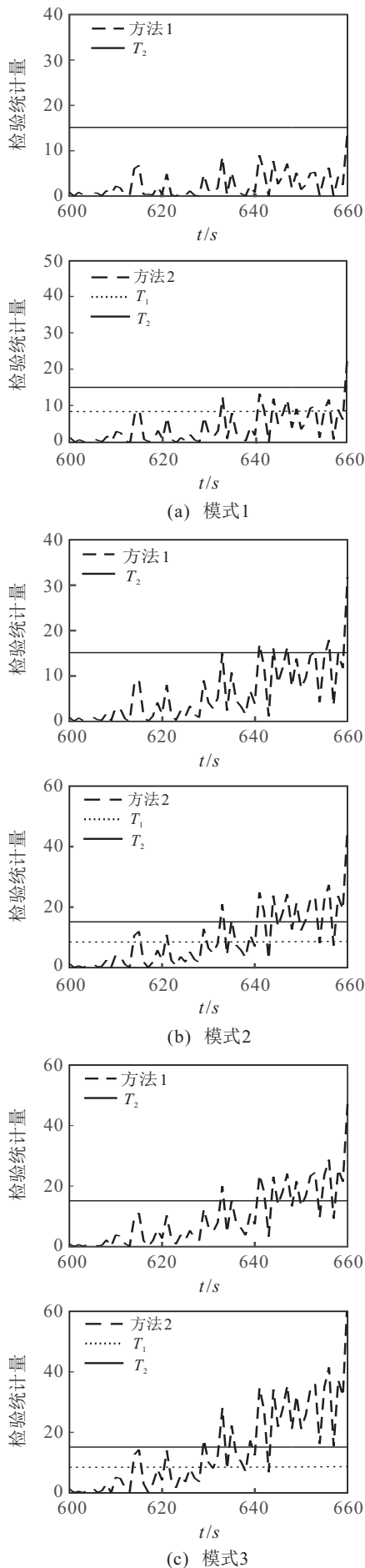


图5 3种故障模式下检测函数对比图

注入故障期间下门限动态变化情况如图4所示,下门限根据预测数据精度确定,即当残差引起检验统计量的变化幅度大于预测数据精度引起的变化时,改用预测数据进行组合,以保障导航精度与可靠性.

检测函数与数据精度对比情况如图5和图6所示.滤波精度及漏警情况数据如表2所示.

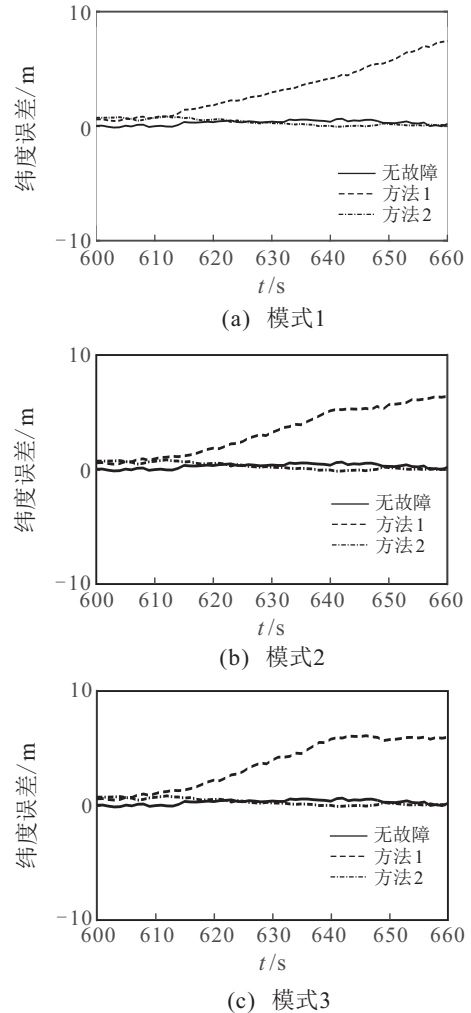


图6 3种故障模式下滤波精度对比图

表2 故障检测性能及滤波精度比较

		模式1	模式2	模式3	无故障
均值/m	方法1	3.25	3.33	3.64	0.29
	方法2	0.35	0.30	0.32	
最大误差/m	方法1	7.42	6.39	6.10	0.65
	方法2	0.85	0.85	0.85	
漏警个数	方法1	60	54	34	/
	方法2	59	34	27	
漏警率/%	方法1	100	90	57	/
	方法2	98	57	45	

图5中虚线代表检验统计量,  $T_2$  为上门限, 由  $\chi^2$  分布决定的固定值,  $T_1$  为下门限, 根据BP神经网络训练精度确定. 如图5中虚线所示: 缓变故障发生时, 检

验统计量是逐渐增大的,只有当故障增大到一定幅值时检验统计量才能达到触发门限,引发告警;对于相同故障模式,本文提出的双阈值法相比残差 $\chi^2$ 分量检测法可以更早地处理数据异常情况,提高对缓变故障的敏感性.对于不同故障模式,本文方法在双阈值之间被处理点的个数不同,其中故障变化率越大,检验统计量增长越快,被处理的时间越早,个数越多.由表2可以看出,本文方法明显提高了导航精度,与无故障情况相当,另外,导航精度的提高反过来又提升了故障检测灵敏度,能够降低漏警率.

图6中,当发生缓变故障时,起初故障幅值较小,不能引起检测方法的响应,故两种方法在故障之初时精度均小于无故障情况;随着故障增大,本文提出的双阈值法可以更早检测到检测统计量的增大,当检验统计量超过下门限且尚未达到上门限时,判定此时数据受故障影响,且其精度不如预测数据精度,因此重构系统,改由BP神经网络子预测器输出的数据进行组合.由图6可以看出,本文所提出方法的误差有减小的趋势,而残差 $\chi^2$ 分量检测法在检测到故障前,误差持续增大;当检测函数大于上门限时,此时根据分量检测结果隔离相应故障观测量进行滤波,可以看出本文所提出方法能够有效提高滤波精度.

由表2可以看出:BP神经网络辅助的缓变故障双阈值检测法误差的均值和最大误差能够达到较满意的效果;同时,由于低门限的存在,配合神经网络预测数据可以在量测数据受干扰时保证组合导航的连续性和精度,且对于故障诊断漏警情况有一定改善作用.仿真结果从检验效果和滤波精度两个角度验证了本文所提出算法的有效性和实用性.

## 4 结 论

本文针对传统 $\chi^2$ 检测法难以及时检测无硬件冗余的惯性/卫星松组合导航缓变故障,并降低其对导航精度影响的不足,提出了一种BP神经网络辅助的缓变故障双阈值检测法.该方法利用BP神经网络建立位置、速度子预测器,并根据滤波精度设定双阈值的低检测门限,从而在组合导航发生缓变故障时实现了对量测数据的预测和对故障的有效诊断与处理.在多种缓变故障变化率下进行了仿真验证,结果表明本文方法能够在维持滤波精度的同时降低漏警率,从而保障组合导航的有效性和可靠性.

## 参考文献(References)

- [1] 刘强. 四旋翼飞行器姿态传感器的故障诊断技术研究[D]. 太原: 中北大学信息与通信学院, 2017.
- [2] 刘可可, 马国梁, 李元生. 分段组合 Kalman 滤波在滚转弹 SINS/GPS 系统中的应用研究[J]. 弹道学报, 2016, 28(1): 45-51.  
(Liu K K, Ma G L, Li Y S . Research on piecewise integrated Kalman filter in SINS/GPS system of spinning projectile[J]. Journal of Ballistics, 2016, 28(1): 45-51.)
- [3] Wu Xiuzhi, Lai Jizhou, Liu Min, et al. Homologous fault monitoring technology of redundant INS in airborne avionics systems[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2013, 24(6): 1038-1044.
- [4] Xu Haowei, Lian Baowang. Fault detection for multi-source integrated navigation system using fully convolutional neural network[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2018, 12(7): 774-782.
- [5] 耿峰, 祝小平, 周洲. 一种有效的组合导航容错滤波技术研究[J]. 西北工业大学学报, 2016, 34(3): 449-455.  
(Geng F, Zhu X P, Zhou Z. Research on an effective integrated navigation failure-tolerance filtering technology[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2016, 34(3): 449-455.)
- [6] Ren D. Failure detection of dynamical systems with the state chi-square test[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1994, 17(2): 271-277.
- [7] 张华强, 李东兴, 张国强. 混合 $\chi^2$ 检测法在组合导航系统故障检测中的应用[J]. 中国惯性技术学报, 2016, 24(5): 696-700.  
(Zhang H Q, Li D X, Zhang G Q. Application of hybrid chi-square test method in fault detection of integrated navigation system[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2016, 24(5): 696-700.)
- [8] 杨春, 张磊, 郭健, 等. 采用双状态传播卡方检验和模糊自适应滤波的容错组合导航算法[J]. 控制理论与应用, 2016, 33(4): 500-511.  
(Yang C, Zhang L, Guo J, et al. Fault-tolerant integrated navigation algorithm using chi-square test with two state propagators and fuzzy adaptive filter[J]. Control Theory & Applications, 2016, 33(4): 500-511.)
- [9] 苗岳旺, 周巍, 田亮, 等. 基于新息 $\chi^2$ 检测的扩展卡尔曼滤波及其应用[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2016, 41(2): 269-273.  
(Miao Y W, Zhou W, Tian L, et al. Extended robust kalman filter based on innovation chi-square test algorithm and its application[J]. Journal of Wuhan University: Geomatics and Information Science, 2016, 41(2): 269-273.)
- [10] 杨春, 郭健, 张磊, 等. 采用卡方检验的模糊自适应无迹卡尔曼滤波组合导航算法[J]. 控制与决策, 2018,

- 33(1): 81-87.  
(Yang C, Guo J, Zhang L, et al. Fuzzy adaptive unscented Kalman filter integrated navigation algorithm using Chi-square test[J]. Control and Decision, 2018, 33(1): 81-87.)
- [11] Wu Guoqiang. Fault detection method for ship equipment based on BP neural network[C]. International Conference on Robots & Intelligent System. Changsha: IEEE, 2018: 556-559.
- [12] Zhou Yimin, Wan Jiao, Li Zhifei, et al. GPS/INS integrated navigation with BP neural network and kalman filter[C]. Proceedings of the International Conference on Robotics and Biomimetics. Macau: IEEE, 2017: 2515-2520.
- [13] Ikram Belhajem, Yann Ben Maissa, Ahmed Tamtaoui. A hybrid low cost approach using extended Kalman filter and neural networks for real time positioning[C]. International Conference on Information Technology for Organizations Development. Bhubaneswar: IEEE, 2016: 1-5.
- [14] Chen Yuepeng, Zhang Cong, Zhang Qingyong, et al. UAV fault detection based on GA-BP neural network[C]. Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation. Hefei: IEEE, 2017: 806-811.
- [15] 卢鸿谦. SINS/GPS组合导航性能增强技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学控制理论与制导技术研究中心, 2006.  
(Lu H Q. Research on performace enhancement of SINS/GPS integraged navigation systems[D]. Harbin: Center for Control Theory and Guidance Technology, Institute of Technology, 2006.)
- [16] 张小敏. 基于神经网络的飞控传感器故障诊断[D]. 南京: 南京航空航天大学自动化学院, 2012.  
(Zhang X M. Sensor fault diagnosis for flight control system based on neural network[D]. Nanjing: College of Automation Engineering, University of Aeronautics and Astronautics, 2012.)
- [17] 成奕东. 神经网络故障诊断技术及在导航系统中的应用[D]. 沈阳: 沈阳航空航天大学航空航天工程学部, 2017.  
(Cheng Y D. Neural networks fault diagnosis and application in the navigation system[D]. Shenyang: Aerospace Engineering Department, Aerospace University, 2017.)
- [18] 周开利, 康耀红. 神经网络模型及其Matlab仿真程序设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 89-90.  
(Zhou K L, Kang Y H. Neural network model and Matlab simulation program design[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005: 89-90.)
- [19] 柳敏, 赖际舟, 刘建业, 等. 基于SVR的惯性/卫星组合导航系统故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2016, 31(10): 1879-1893.  
(Liu M, Lai J Z, Liu J Y, et al. Fault diagnosis method of integrated GPS/Inertial navigation system based on support vector regression[J]. Control and Decision, 2016, 31(10): 1879-1893.)
- [20] 牟宏磊, 程咏梅, 苟斌, 等. 基于证据推理的联合故障检测方法[J]. 控制与决策, 2016, 31(9): 1589-1593.  
(Mu H L, Cheng Y M, Gou B, et al. Method of joint fault detection based on evidential reasoning[J]. Control and Decision, 2016, 31(9): 1589-1593.)

### 作者简介

赵修斌(1965—), 男, 教授, 博士生导师, 从事卫星导航、组合导航技术等研究, E-mail: 2936861872@qq.com;

高超(1995—), 男, 硕士生, 从事组合导航、故障诊断技术的研究, E-mail: 2936861872@qq.com;

庞春雷(1986—), 男, 副教授, 从事卫星导航定位测姿、卫星/惯性组合导航技术等研究, E-mail: chunleipc1@163.com;

张闯(1992—), 男, 博士生, 从事多传感器组合导航技术的研究, E-mail: zhangchuanglw@163.com;

王勇(1989—), 男, 博士生, 从事卫星导航定位测姿技术的研究, E-mail: wangyongnav@163.com.

(责任编辑: 孙艺红)