



中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION



基于置信规则库和弹道仿真的加速度计健康状态评估

廉正, 胡来红, 周志杰, 胡昌华, 陈雷雨, 明志超

引用本文:

廉正, 胡来红, 周志杰, 胡昌华, 陈雷雨, 明志超. 基于置信规则库和弹道仿真的加速度计健康状态评估[J]. *控制与决策*, 2024, 39(9): 3143–3150.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0331>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

考虑加速度约束的终端角度约束滑模制导律设计

Sliding-mode guidance law with acceleration and angle constraints

控制与决策. 2021, 36(10): 2511–2516 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0284>

工业信息物理系统安全风险动态表现分析量化评估模型

Quantitative evaluation model for dynamic performance analysis of security risk in industrial cyber physics systems

控制与决策. 2021, 36(8): 1939–1946 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1479>

一种基于MOEA/D的组合权重方法

A combination weight method based on MOEA/D

控制与决策. 2021, 36(12): 3056–3062 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0592>

基于HI-DD-AdaBoost.RT的锂离子动力电池SOH预测

Prediction of Li-ion battery SOH based on HI-DD-AdaBoost.RT

控制与决策. 2021, 36(3): 686–692 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0764>

基于无标签、不均衡、初值不确定数据的设备健康评估方法

Equipment health risk assessment based on unlabeled, unbalanced data under uncertain initial condition

控制与决策. 2020, 35(11): 2687–2695 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1493>

基于置信规则库和弹道仿真的加速度计健康状态评估

廉正, 胡来红[†], 周志杰, 胡昌华, 陈雷雨, 明志超

(火箭军工程大学 导弹工程学院, 西安 710025)

摘要: 结合加速度计运行机理复杂, 测试样本少的特点, 提出一种基于置信规则库 (BRB) 和弹道仿真的健康状态评估模型. 首先, 基于 BRB 建立初始的健康状态评估模型, 由于定性知识的主观性, 初始的评估模型难以提供准确的评估结果而需要被优化, 然而, 在以往的研究中优化所需的健康状态真实值一般通过专家给定, 存在模糊性和不精确的问题, 因此, 根据加速度计在导航过程中的物理模型, 基于弹道仿真方法准确地计算其健康状态的真实值; 然后, 基于协方差自适应进化算法 (P-CMA-ES), 健康状态真实值被用于初始评估模型的优化, 从而准确、快速地进行健康状态评估; 最后, 以某型加速度计的健康状态评估为例, 验证所提出方法的有效性.

关键词: 加速度计; 健康状态评估; 置信规则库; 弹道仿真

中图分类号: TP202

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0331

引用格式: 廉正, 胡来红, 周志杰, 等. 基于置信规则库和弹道仿真的加速度计健康状态评估 [J]. 控制与决策, 2024, 39(9): 3143-3150.

Accelerometer health state assessment based on belief rule base and ballistic simulation

LIAN Zheng, HU Lai-hong[†], ZHOU Zhi-jie, HU Chang-hua, CHEN Lei-yu, MING Zhi-chao

(College of Missile Engineering, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract: Considering the complex operation mechanism of the accelerometer and the small number of test samples, this paper proposes a health state assessment model based on belief rule base (BRB) and ballistic simulation. Firstly, an initial health state assessment model is established based on BRB. Due to the subjectivity of qualitative knowledge, the initial health state assessment model is difficult to provide accurate assessment results, so it needs to be optimized. However, the real value of health state required for optimization is generally given by experts, which are fuzzy and imprecise. Therefore, according to the physical model of the accelerometer in the navigation process, the real value of its health state is accurately calculated based on the trajectory simulation method. Based on the covariance matrix adaption evolution strategy (P-CMA-ES), the real value of health state is used to optimize the initial evaluation model, so as to accurately and quickly evaluate the health state. Finally, the effectiveness of the proposed method is verified by the health assessment of an accelerometer.

Keywords: accelerometer; health state assessment; belief rule base (BRB); ballistic simulation

0 引言

作为惯性导航的一种重要元器件, 加速度计在武器的导航和制导中起着非常重要的作用^[1], 其误差系数发生变化将会直接制约武器的作战效能. 因此, 对加速度计的健康状态建立评估模型, 实现快速、精准地健康状态评估对于提升武器的战斗力和威慑力至关重要.

目前, 国内外学者针对惯性导航的健康状态评估已展开了广泛研究. 现有的健康状态评估方法可分

为3类: 基于模型的方法、基于知识的方法和基于数据驱动的方法^[2]. 基于模型的方法是指在掌握系统机理的前提下, 通过建立系统的数学或物理模型进行评估, 如卡尔曼滤波等. 鲁峰等^[3]基于卡尔曼滤波实现了对航空发动机的主要部件的健康状态评估. 对于工作机理复杂的系统, 建立其物理或数学模型十分困难, 此类方法不再适用. 基于知识的方法是指充分利用专家的领域知识进行健康状态评估. 陈晶等^[4]基于层次分析法提出了一种系统精度评估方法来评估

收稿日期: 2023-03-22; 录用日期: 2023-08-16.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62227814, 62273113, 62203461, 62203365); 陕西省科技创新团队项目 (2022TD-24).

[†]通讯作者. E-mail: guyue2028@163.com.

惯导的性能. 该类方法主观性强, 难以得到准确的评估结果. 基于数据驱动的方法将系统的内部运行机理视为一个“黑箱”, 仅利用输入和输出数据进行健康状态评估建模. 胥涯杰等^[5]利用BP神经网络对加速度计和陀螺仪的输入输出进行训练, 获得了在线的评估结果并提高了导航精度. 由于“黑箱”模型的性质, 该类方法的可解释性较差, 且数据量不足时, 易陷入过拟合.

加速度计是一种工作机理复杂的导航元器件, 因此, 难以直接根据机理建立健康状态评估模型. 同时, 由于多次测试的高维护成本, 使得加速度计的监测数据量十分有限, 基于数据驱动的方法易陷入“过拟合”, 且其“黑箱”模型的性质难以提供可靠的评估结果. 但是, 在加速度计的工作和测试过程中, 专家可根据自身经验和领域知识对其健康状态进行大致地判断. 置信规则库(belief rule base, BRB)是一类可以同时处理定性知识和定量数据的建模方法^[6]. BRB由一系列嵌入置信结构的“if-then”规则构成, 本质上是一种专家系统. 在构建BRB时, 产生的规则和相应的知识表达参数能够有效地嵌入专家知识. 正是由于这种特性, BRB具有良好的小样本问题的处理能力和可解释性^[7], 且已广泛应用于健康状态评估^[8]、故障诊断^[9]和医疗决策^[10]等领域^[11-13].

由于专家知识的主观性和模糊性, 初始构建的BRB的评估合理度一般不足以满足使用要求, 需要被优化^[13]. 而在以往基于BRB的评估模型中, 待评估系统的健康状态真实值一般由专家主观地确定, 反映为健康状态的参考等级^[14-16]. 这样训练的BRB无法准确地反映系统真实的健康状态.

弹道仿真是一种基于机理的仿真模型, 并广泛应用于飞行器、火箭以及卫星等领域的模拟飞行和测试. 弹道仿真方法的原理为牛顿第二定理, 通过分析飞行器在飞行过程中所受的外力, 如地球引力、发动机推力和空气动力等来计算其加速度并进一步积分获得速度、位置等信息, 从而精密地模拟飞行器的飞行过程, 其有效性可通过与飞行器真实的飞行轨迹相对比进行验证. 在该方法中, 初始的误差系数被视为标准条件用于建立标准弹道和改变后的误差系数作为干扰条件来建立干扰弹道, 从而计算出由误差系数变化导致的落点偏差. 落点偏差在武器作战过程中是一项重要的精度指标. 当落点偏差越大时, 加速度计的健康状态越差. 鲜勇等^[17]通过弹道仿真方法分析了制导工具误差对导弹射击精度的影响, 胥涯杰等^[5]基于弹道仿真方法产生了高超声速飞行器飞

行轨迹的样本并利用神经网络来逼近, 苏敬等^[18]总结了弹道仿真方法在评估导弹武器命中精度中的应用. 因此, 作为一种经过校验的物理模型, 弹道仿真方法被应用于产生落点偏差并将其等价于健康状态的仿真值. 该仿真值被视为健康状态的真实值.

1 问题描述

综合考虑加速度计测试数据样本少和需要准确、可靠的评估结果的实际情况, 主要解决以下两个问题.

问题1 如何根据专家知识建立可信、可靠的加速度计健康状态评估模型是第1个要解决的问题. 加速度计的误差仿真模型为

$$\begin{cases} N_{x1} = \\ K_{0x} + K_{1x}\dot{W}_{x1} + S_{xy}\dot{W}_{y1} + S_{xz}\dot{W}_{z1} + K_{2x}\dot{W}_{x1}^2, \\ N_{y1} = \\ K_{0y} + K_{1y}\dot{W}_{y1} + S_{yx}\dot{W}_{x1} + S_{yz}\dot{W}_{z1} + K_{2y}\dot{W}_{y1}^2, \\ N_{z1} = \\ K_{0z} + K_{1z}\dot{W}_{z1} + S_{zx}\dot{W}_{x1} + S_{yz}\dot{W}_{y1} + K_{2z}\dot{W}_{z1}^2. \end{cases} \quad (1)$$

其中: K_{ij} ($i = 0, 1, 2; j = x, y, z$) 为误差漂移系数, 当 $i = 0$ 时, K_{ij} 表示0次项系数, 单位为重力加速度“g”, 当 $i = 1$ 或2时, K_{ij} 表示1次项或2次项系数, 单位为“g⁻¹”; S_{xy} ($i = x, y, z; j = x, y, z; i \neq j$) 为安装误差系数; \dot{W}_{i1} ($i = x, y, z$) 为弹体系下的视速度增量; N_{i1} ($i = x, y, z$) 为输出脉冲.

由式(1)可知, 误差系数的取值直接影响了输出脉冲, 进而影响导航精度. 当误差系数的监测值越大时, 加速度计的健康状态越差. 因此, 以各误差系数作为评估指标建立的健康状态评估模型为

$$\hat{y} = f(x_1, x_2, \dots, x_M, R). \quad (2)$$

其中: \hat{y} 为健康状态评估值; x_1, x_2, \dots, x_M 为各误差系数; R 为定性的专家知识; $f(\cdot)$ 为评估模型映射函数.

问题2 如何根据观测数据准确地优化初始评估模型. 加速度计的健康状态没有真实值, 而基于专家主观判断给定的健康状态真实值也无法准确地反映加速度计真实的健康状态, 因此, 如何通过弹道仿真方法获得准确的健康状态真实值并将其应用于初始评估模型的优化是第2个要解决的问题, 表示为

$$y = g(z_1, z_2, \dots, z_M). \quad (3)$$

其中: z_1, z_2, \dots, z_M 为弹道仿真方法的输入; y 为健康状态的真实值; $g(\cdot)$ 为弹道仿真方法的映射函数.

2 基于BRB的加速度计健康状态评估模型

2.1 置信规则

在实际使用中,由于测试的昂贵代价,加速度计的样本数据较少.置信规则库(BRB)是一种专家系统,能够同时处理定性知识和定量数据.相较于纯数据驱动的机器学习模型,专家知识的嵌入使得BRB在处理小样本问题中具有明显的优势.在BRB中,第k条规则表示为

$$R_k: \text{if } x_1 \text{ is } A_1^k \wedge x_2 \text{ is } A_2^k \wedge \dots \wedge x_M \text{ is } A_M^k; \\ \text{then } \{(D_1, \beta_1), (D_2, \beta_2), \dots, (D_N, \beta_N)\}, \\ \sum_{n=1}^N \beta_{n,k} \leq 1. \\ \text{with a rule weight } \theta_k, k = 1, 2, \dots, L; \\ \text{and attribute weight } \delta_i, i = 1, 2, \dots, T_k. \quad (4)$$

其中: $x = [x_1, x_2, \dots, x_M]$ 为评估模型的输入; A_i^k 为一个语义变量,表示第k条规则中第i个前提属性 $U_i (i = 1, 2, \dots, T_k)$ 的参考等级; L为规则的数目; $\{D_1, D_2, \dots, D_N\}$ 为规则所有可能结果的参考等级; $\beta_{n,k}$ 为第k条规则中n个评估结果 D_n 的置信度,表示该条规则对于此结果的支持程度; 规则权重 θ_k 反映了规则间的相对重要程度; 属性权重 δ_i 反映了各输入属性的相对重要程度.

相比于传统的“if-then”规则, BRB有以下3点优势: 1) 置信规则能够表达输入与输出间带有不确定性的映射关系; 2) 基于知识表示参数, BRB能够更为充分地嵌入和表达领域专家的知识; 3) 通过专家知识的嵌入, BRB对系统模态有整体上的反映和表示, 因此得以处理小样本问题. 综上, BRB被选择用于建立加速度计的健康状态评估模型.

2.2 BRB的推理

当有输入到来时, 需要利用规则中包含的知识进行推理从而获得评估结果, 共分为如下两个步骤.

step 1: 规则的激活. 当输入到来时, 首先进行输入信息的转换. 基于规则或效用的转换方式^[19], 输入最终被转换为相对于参考等级的置信分布, 有

$$S(x_i) = \{(A_{ij}, \alpha_{ij}); j = 1, 2, \dots, J_i\}, \\ i = 1, 2, \dots, M. \quad (5)$$

然后, 计算每条规则的激活权重 w_k , 即

$$w_k = \frac{\theta_k \alpha_k}{\sum_{l=1}^L \theta_l \alpha_l}. \quad (6)$$

其中

$$\alpha_k = \prod_{i=1}^{M_k} (\alpha_k^i)^{\bar{\delta}_i}, \quad \bar{\delta}_i = \frac{\delta_i}{\max_{i=1,2,\dots,M_k} \{\delta_i\}}. \quad (7)$$

step 2: 规则的推理. 证据推理 (evidential reasoning, ER) 算法被应用于激活的规则推理. 基于ER解析算法^[20]的推理过程为

$$\hat{\beta}_n = a - b, \\ a = \frac{\mu \prod_{k=1}^L (w_k \beta_{n,k} + 1 - w_k \sum_{j=1}^N \beta_{j,k})}{1 - \mu \left[\prod_{k=1}^L (1 - w_k) \right]}, \\ b = \frac{\prod_{k=1}^L (1 - w_k \sum_{j=1}^N \beta_{j,k})}{1 - \mu \left[\prod_{k=1}^L (1 - w_k) \right]}, \\ n = 1, 2, \dots, N, \\ \mu = \left[\sum_{n=1}^N \prod_{k=1}^L (w_k \beta_{n,k} + 1 - w_k \sum_{j=1}^N \beta_{j,k}) - (N-1) \prod_{k=1}^L (1 - w_k \sum_{j=1}^N \beta_{j,k}) \right]^{-1}. \quad (8)$$

其中: β_n 为推理的输出结果, 表示相对于第n个结果参考等级 D_n 的置信度.

在健康状态评估问题中, 需要将分布式的输出结果 $\{(D_j, \beta_j); j = 1, 2, \dots, N\}$ 转换为单点的健康状态估计值. 在该问题中, 一般认为规则的“then”部分所有置信度的和为1, 即 $\sum_{n=1}^N \beta_{n,k} = 1$. 此时, 置信分布可视为一个离散概率分布. 期望效用公式是通过将语义的结果转化为对应的效用值, 然后利用离散概率分布的期望公式计算出单点的评估结果, 表示为

$$\hat{y} = \sum_{j=1}^N u(D_j) \beta_j. \quad (9)$$

其中: \hat{y} 为单点的评估结果; $u(D_j)$ 为结果 D_j 的参考等级的效用值, 是一个实数, 如结果“中等”对应的效用值为“0.5”.

3 基于弹道仿真的健康状态真实值计算和评估模型的优化

由于专家知识的主观性和模糊性, 初始构造的BRB的建模合理度难以满足使用要求, 需要通过观测数据进行模型参数的优化. 由于系统的健康状态是没有标签值的, 在以往的研究中, 观测数据中的健康状态标签值一般由专家主观给定, 这被视为真实值. 如当输入均为“低”时, 专家判定此时的健康状态

为“高”,然后通过基于规则的转换方式将语义值“高”转化为数值“1”,再将其作为观测数据的标签进行训练.这样主观给定的真实值无法反映出准确的健康状态.因此,加速度计健康状态的真实值由基于弹道仿真模型计算得到,并将其作为训练数据用于BRB模型的优化.弹道计算的实质是根据牛顿第二定律建立的运动微分方程组进行积分.仅考虑飞行器的质心运动建立非线性微分方程组为

$$\begin{cases} \dot{V}^a = O(F_1, F_2, \dots, F_i, \dots, F_P), i = 1, 2, \dots, P; \\ \dot{X}^a = V^a. \end{cases} \quad (10)$$

其中: V^a 为发射惯性系中的速度矢量, X^a 为发射惯性系中的位置矢量, F_i 为飞行器所受的除重力之外的外力, $O(\cdot)$ 为微分方程组的右函数.

3.1 弹道计算过程

当弹上计算机收到来自式(1)的脉冲后,进行误差补偿过程,最终得到导航过程所用的视速度增量 $\Delta W_{i1}(i=x, y, z)$, 表示为

$$\begin{cases} \Delta W_{x1} = \\ \Delta \tilde{W}_{x1} - S_{xy}\Delta W_{y1} - S_{xz}\Delta W_{z1} - K_{2x}\Delta \tilde{W}_{x1}^2, \\ \Delta W_{y1} = \\ \Delta \tilde{W}_{y1} - S_{yx}\Delta W_{x1} - S_{yz}\Delta W_{z1} - K_{2y}\Delta \tilde{W}_{y1}^2, \\ \Delta W_{z1} = \\ \Delta \tilde{W}_{z1} - S_{zx}\Delta W_{x1} - S_{zy}\Delta W_{y1} - K_{2z}\Delta \tilde{W}_{z1}^2, \\ \Delta \tilde{W}_{x1} = (\Delta N_{x1} - K_{0x})/K_{1x}, \\ \Delta \tilde{W}_{y1} = (\Delta N_{y1} - K_{0y})/K_{1y}, \\ \Delta \tilde{W}_{z1} = (\Delta N_{z1} - K_{0z})/K_{1z}. \end{cases} \quad (11)$$

在得到式(11)的视速度增量和陀螺仪的角速度增量后,需要将其转换至发射惯性系中,再进行弹道积分计算,如下所示:

$$\Delta W^a = C_1^a \Delta W_1. \quad (12)$$

其中: C_1^a 为弹体坐标系到发射惯性系的坐标转换矩阵, $\Delta W^a = [\Delta W_x^a, \Delta W_y^a, \Delta W_z^a]$ 为发射惯性系下的视速度增量.

弹道计算的积分迭代公式为

$$\begin{cases} X_{k+1}^a = X_k^a + V_k^a \Delta t + 0.5g_k \Delta t^2 + 0.5\Delta W_k^a \Delta t, \\ V_{k+1}^a = V_k^a + \Delta W_k^a + 0.5g_k \Delta t. \end{cases} \quad (13)$$

其中: g_k 为重力加速度矢量, Δt 为数值积分的间隔时间.将式(13)反复迭代计算,直至达到落点条件,便可计算发射点到目标点的射程,弹道仿真的过程如图1所示.

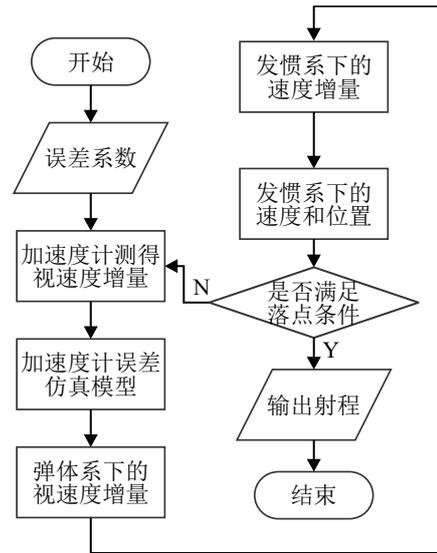


图1 弹道仿真过程

3.2 健康状态真实值计算

某一时刻的误差系数被选择为标准值,将其加入至标准条件进行式(1)和式(11)~(13)中的弹道仿真计算并得到标准弹道,表示为

$$L = F(Q, \Omega). \quad (14)$$

其中: Q 为标准误差系数构成的向量, L 为标准弹道的射程, Ω 为其他标准条件构成的向量, $F(\cdot)$ 为弹道仿真的映射函数.当误差系数发生改变后,将其作为干扰条件计算干扰弹道,有

$$L' = F(Q'_1, \Omega). \quad (15)$$

这里: Q'_1 为变化后的误差系数向量,这里各分量均可能变化; L' 为干扰弹道的射程.因此,结合式(14)和(15),落点偏差 ΔL 表示为

$$\Delta L = L - L'. \quad (16)$$

根据导航计算过程直观地分析,当误差系数的变化越大时,加速度计输出的视速度的偏差会越大,最终会使得干扰弹道相对于标准弹道的偏离程度越大,且导航解算是一个递推过程,误差的累计会使得落点偏差更加明显.这表明随着误差系数的增大,加速度计的健康状态会越来越差.

为了准确地反映加速度计的健康状态,建立落点偏差与健康状态真实值的映射关系,如下所示:

$$y = h(\Delta L). \quad (17)$$

其中: y 为加速度计的健康状态真实值,满足 $y \in [0, 1]$; $h(\cdot)$ 为一映射函数.由于健康状态与落点偏差呈负相关,在实际使用中可灵活选取.简单起见,一种映射函数可表示为

$$y = \frac{\Delta L_{\max} - \Delta L}{\Delta L_{\max} - \Delta L_{\min}}, \quad (18)$$

其中 ΔL_{\max} 和 ΔL_{\min} 分别为一组数据集中落点偏差的最大值和最小值。

健康状态真实值的计算流程如图2所示。

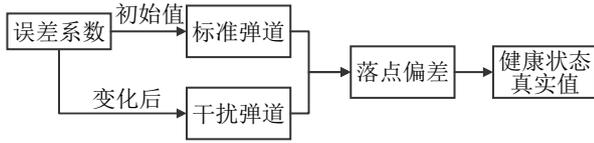


图2 健康状态真实值计算过程

3.3 BRB的优化

在第3.2节中,误差系数改变时标准弹道与干扰弹道的落点偏差被计算得出,这为BRB的训练提供了相对于专家判断更为准确的真实值.因此,对获得的观测数据进行弹道仿真计算可获得带标签的观测数据集 $(x_t, y_t)(t = 1, 2, \dots, T)$. 然后,基于BRB的参数优化模型进行模型的训练. 本文采用BRB的评估输出与落点偏差的拟合误差的均方差(mean square error, MSE)作为目标函数,构建如下非线性优化模型:

$$\begin{aligned} \min \text{MSE}(\theta, \beta, \delta) &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t(\theta, \beta, \delta))^2; \\ \text{s.t. } 0 \leq \theta_k \leq 1, 0 \leq \delta_i \leq 1, 0 \leq \beta_{n,k} \leq 1, \\ &\sum_{n=1}^N \beta_{n,k} \leq 1, \\ &k = 1, 2, \dots, L, i = 1, 2, \dots, M, \\ &n = 1, 2, \dots, N. \end{aligned} \quad (19)$$

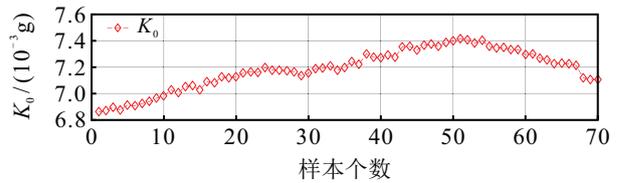
式(19)为一个有约束的函数优化模型. 在本文中,协方差自适应进化算法(the projection covariance matrix adaption evolution strategy, P-CMA-ES)被应用于驱动该优化模型来训练BRB模型的参数. P-CMA-ES算法是一种性能强大的群智能算法,已被证实对BRB模型的参数具备优良的训练能力和较快的收敛速度^[21]. 该算法的详细过程请参见文献[21].

4 实例研究

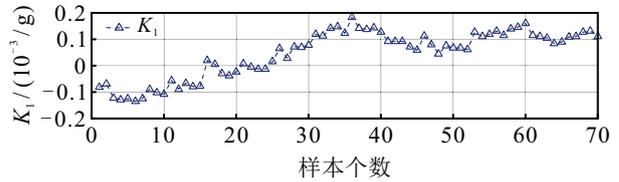
为了验证所提出加速度计健康状态评估模型的有效性,以某型加速度计为例进行实例验证. 由于安装误差和2次项漂移系数对其健康状态影响较小^[15,17],0次项系数 K_0 和1次项系数 K_1 被作为健康状态的评估指标. 将2014~2021年该加速度计的误差系数的标定值作为测试样本,共70组数据,如图3所示.

4.1 评估模型的构建

本文中,BRB输入的两个属性为误差系数 K_0 和 K_1 . 各属性取值的参考等级均设置为5个,分别为非常低(VL)、低(L)、中等(M)、高(H)和非常高(VH). 各



(a) 0次项误差系数的值



(b) 1次项误差系数的值

图3 误差系数的监测数据

参考等级对应的参考值由专家根据领域知识给定,如表1所示. 同时,各健康状态的参考等级对应的参考值也由专家知识给定,如表2所示. 由此可知,该BRB共包含25条规则,如表3所示. 根据专家的判断,规则权重均为1. 由于0次项漂移系数对于加速度计的健康状态具有更重要的作用,属性权重设置为 $\delta_1 = 1, \delta_2 = 0.5$.

表1 两个属性的参考值

	VL	L	M	H	VH
K_0	0.006 7	0.006 98	0.007 12	0.007 26	0.007 5
K_1	-0.161 5	-0.075 2	0.011 1	0.097 4	0.183 6

表2 健康状态的参考值

健康状态	L	M	H
参考值	0	0.5	1

表3 初始BRB的规则

No.	θ	$K_0 \wedge K_1$	结果的置信分布
1	1	VL \wedge VL	{0 0 1}
2	1	VL \wedge L	{0 0.2 0.8}
3	1	VL \wedge M	{0 0.3 0.7}
4	1	VL \wedge H	{0 0.35 0.65}
5	1	VL \wedge VH	{0 0.4 0.6}
6	1	L \wedge VL	{0 0.3 0.7}
7	1	L \wedge L	{0 0.35 0.65}
8	1	L \wedge M	{0 0.4 0.6}
9	1	L \wedge H	{0 0.45 0.55}
10	1	L \wedge VH	{0 0.5 0.5}
11	1	M \wedge VL	{0 0.55 0.45}
12	1	M \wedge L	{0 0.6 0.4}
13	1	M \wedge M	{0 0.65 0.35}
14	1	M \wedge H	{0 0.7 0.3}
15	1	M \wedge VH	{0.1 0.4 0.5}
16	1	H \wedge VL	{0.2 0.3 0.5}
17	1	H \wedge L	{0.3 0.3 0.4}
18	1	H \wedge M	{0.3 0.4 0.3}
19	1	H \wedge H	{0.3 0.5 0.2}
20	1	H \wedge VH	{0.4 0.3 0.3}
21	1	VH \wedge VL	{0.4 0.5 0.1}
22	1	VH \wedge L	{0.6 0.2 0.2}
23	1	VH \wedge M	{0.7 0.3 0}
24	1	VH \wedge H	{0.8 0.2 0}
25	1	VH \wedge VH	{0.9 0.1 0}

4.2 不同健康状态真实值的比较

由图3中误差系数的变化趋势可知, K_0 和 K_1 总体的变化趋势均是逐渐增大, 而 K_0 在2020年和2021年的数据中稍有降低, 但是也大于最初的标定值. 因此, 选择数据集中第1组数据进行弹道仿真计算, 并将此弹道作为标准弹道. 而后其余69组误差系数作为干扰条件进行干扰弹道仿真并计算落点偏差. 以不同射向和射程的10条弹道进行多次仿真并计算落点偏差的平均值, 将其转换为健康状态真实值. 此外, 在初始BRB中进行所有输入的推理得到初始的健康状态评估结果. 结合专家判断, 上述各健康状态参考值的计算结果如图4所示. 首先, 对比专家判断和弹道仿真的健康状态真实值. 专家根据自身经验和领域知识通过误差系数的状态评估加速度计的健康状态, 具有主观性和不准确性, 如图4中红色曲线所示. 专家只能给出健康状态所处的参考等级的大致结果, 而无法准确地定量给出具体的健康状态数值. 如在第33组样本中, 当误差系数 K_0 和 K_1 分别为0.00721和0.1408时, 根据专家判断此时加速度计的健康状态为“中等”, 其真实值为0.5, 而根据弹道仿真方法得到的健康状态真实值为0.357. 因此, 基于弹道仿真计算的健康状态更加具体和精确. 然后, 分析初始BRB的评估结果. 由图4可见: 由于初始BRB中的专家知识的主观性和不确定性, 初始评估结果只能大

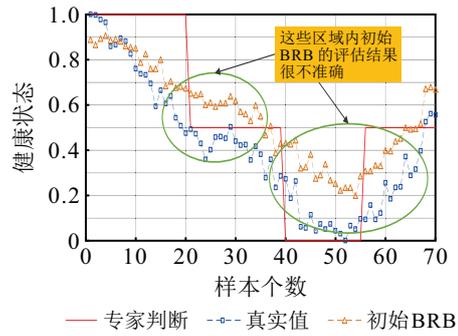


图4 不同健康状态的对比

致地反映出加速度计的健康状态变化趋势, 而无法提供准确的评估结果. 在图4中绿色标记的区域, 初始BRB的评估结果与真实值有较大的偏差. 因此, 有必要通过参数优化的方法对BRB进行训练以实现较高的建模合理度.

4.3 初始评估模型的优化

基于第4.2节的分析, 由于初始BRB的建模合理度难以满足使用要求, 需要通过观测数据对其参数进行训练. 70组观测数据中偶数组数据被作为训练集, 全部数据作为测试集. P-CMA-ES算法的参数设置如下: 迭代次数为300, 种群数量为30, 步长为0.9. 为了便于区分和表示, 初始BRB记为 BRB_0 , 优化后的BRB记为 BRB_1 . BRB_1 的规则如表4所示. 为了进一步表明优化模型的有效性, BRB_1 和 BRB_0 的推理结果对比如图5所示.

表4 BRB_1 的规则

No.	θ	$K_0 \wedge K_1$	结果的置信分布	No.	θ	$K_0 \wedge K_1$	结果的置信分布
1	0.73	$VL \wedge VL$	{0.0144 0.015 1 0.9705}	14	0.41	$M \wedge H$	{0.2503 0.3985 0.3512}
2	0.81	$VL \wedge L$	{0.0019 0.0000 0.9981}	15	0.20	$M \wedge VH$	{0.1492 0.7373 0.1135}
3	0.41	$VL \wedge M$	{0.3060 0.2627 0.4313}	16	0.66	$H \wedge VL$	{0.0685 0.5632 0.3683}
4	0.27	$VL \wedge H$	{0.6122 0.2479 0.1399}	17	0.31	$H \wedge L$	{0.4345 0.1796 0.3858}
5	0.99	$VL \wedge VH$	{0.1471 0.6328 0.2201}	18	0.27	$H \wedge M$	{0.8442 0.1337 0.0222}
6	0.22	$L \wedge VL$	{0.1045 0.4817 0.4138}	19	0.33	$H \wedge H$	{0.5908 0.2274 0.1817}
7	0.15	$L \wedge L$	{0.0558 0.2001 0.7441}	20	0.31	$H \wedge VH$	{0.4708 0.4543 0.0749}
8	0.92	$L \wedge M$	{0.0497 0.1284 0.8219}	21	0.74	$VH \wedge VL$	{0.3173 0.5402 0.1425}
9	0.64	$L \wedge H$	{0.1281 0.5142 0.3576}	22	0.60	$VH \wedge L$	{0.1661 0.8117 0.0222}
10	0.72	$L \wedge VH$	{0.3279 0.0743 0.5978}	23	0.03	$VH \wedge M$	{0.5151 0.2935 0.1914}
11	0.30	$M \wedge VL$	{0.6120 0.1731 0.2150}	24	0.92	$VH \wedge H$	{0.9738 0.0119 0.0143}
12	0.39	$M \wedge L$	{0.2692 0.3769 0.3539}	25	0.52	$VH \wedge VH$	{0.7279 0.2553 0.0168}
13	0.59	$M \wedge M$	{0.3183 0.3677 0.3140}				

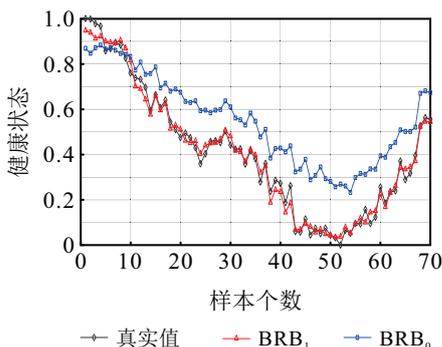


图5 优化前后评估模型的结果对比

4.4 评估模型对比研究

为了验证BRB作为加速度计的健康状态评估模型的有效性, 选用了几种数据驱动的机器学习模型作

表5 各模型的评估合理度对比

模型	MSE
BRB_0	0.00270
BRB_1	0.00077
BPNN	0.00079
CART	0.00095
KNN	0.00120

为对比,分别为BP神经网络(BPNN)、回归CART树和最邻近节点(KNN)算法.各模型的评估合理度如表5所示.

当误差系数发生变化时,弹道仿真模型能够直接计算健康状态的标签值,但是其计算过程耗时长且原理复杂.为了表明建立BRB评估模型的必要性,将两种模型的运行时间进行了对比.本案例基于的平台为Windows 11,处理器为11th Gen Intel(R) Core(TM) i7-11800H@2.30GHz.仿真软件为Matlab 2016a.进行一次健康状态评估的运行时间如表6所示.

表6 两种方法评估时间对比

模型	运行时间/s
弹道仿真	840.54
BRB ₁	0.0082

4.5 结果分析

1) BRB的有效性分析.由图5可知,经过参数训练后,BRB₁相对于BRB₀具有较高的建模合理度,能够准确地估计健康状态.由表5可知,相对于数据驱动模型,BRB₁的评估合理度也表现出明显的优势.对比于BPNN、CART树和KNN三种模型,训练后的BRB的合理度分别提升了2.53%、18.95%和35.83%.这是因为本案例中加速度计的健康状态评估是一个小样本建模问题,数据驱动模型易在这种情况下陷入过拟合.而BRB能够充分利用领域专家知识,从而实现较高的建模合理度.同时,BRB的推理过程具有良好的可解释性.相较于神经网络等黑箱模型,BRB有着透明且易于理解的推理过程.每个推理结果均可追溯到哪些规则被激活,以及被激活的规则如何计算产生模型输出.这使得该模型能够为实际评估和决策提供可信、可靠的评估结果.

2) 评估时间分析.由表6可见,基于弹道仿真模型的健康状态评估的计算开销十分大,其运行时间相比于BRB高出5个数量级.作为一种物理模型,弹道仿真方法的优点是能够准确地评估出加速度计的健康状态.然而,其缺点是该方法的推理时间过长,且复杂的计算过程使得评估结果难以被人们理解.这是由于弹道仿真计算本质上是一个不断进行数值积分的迭代过程.在本案例中,仅考虑了简单情况下的导航仿真计算,各种复杂的仿真条件均没有加入,如远程飞行器的扰动引力等,否则弹道仿真方法的计算开销将更大.因此,单凭借这种模型不适用于实时性较强的健康状态评估.另一方面,BRB模型本质上是一个非线性映射函数,其推理速度非常快,因此,能够满足实时性强的健康状态评估要求.然而由于专家知

识的主观性和模糊性,初始构建的BRB模型的推理合理度难以满足实际需求.因此,为了充分发挥这两种方法各自的优势,将它们进行了结合,即通过弹道仿真方法计算出BRB模型优化所需的“标签值”,进而获得了一个具有高合理度和快推理速度的健康状态评估模型.

5 结论

基于置信规则库和弹道仿真,本文建立了一种加速度计的健康状态评估模型.本文内容总结如下.

1) 考虑到加速度计的测试数据存在小样本、高价值的特点,基于置信规则库(BRB)建立了加速度计的初始健康状态评估模型.所提出模型能够有效地利用专家知识且具有透明、易于理解的推理过程.

2) 针对初始评估模型的优化过程中健康状态的真实值存在主观性和不确定性的特点,根据弹道仿真方法计算了当误差系数作为干扰条件时的落点偏差,并根据其计算的健康状态真实值用于BRB的参数优化.

3) 以某型加速度计的健康状态评估为例,验证了所提出方法的有效性.相较于专家主观给定的健康状态真实值,基于弹道仿真产生的结果更加准确,能够更为真实地反映健康状态的变化趋势.

4) 经模型优化后,所提出评估方法能够达到较高的评估合理度,实现了快速、精确地加速度计健康状态评估,具有一定的工程参考价值.

参考文献(References)

- [1] 董铭涛,程建华,赵琳,等.惯性组合导航系统性能评估方法研究进展[J].自动化学报,2022,48(10):2361-2373.
(Dong M T, Cheng J H, Zhao L, et al. Perspectives on performance evaluation method for inertial integrated navigation system[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(10): 2361-2373.)
- [2] 陈雷雨,周志杰,唐帅文,等.融合多元信息的武器装备性能评估方法[J].系统工程与电子技术,2020,42(7):1527-1533.
(Chen L Y, Zhou Z J, Tang S W, et al. Weapon equipment performance evaluation method with multi-information fusion[J]. Systems Engineering and Electronics, 2020, 42(7): 1527-1533.)
- [3] 鲁峰,黄金泉.航空发动机部件性能参数融合预测[J].航空学报,2009,30(10):1795-1800.
(Lu F, Huang J Q. Engine component performance prognostics based on decision fusion[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(10): 1795-1800.)
- [4] 陈晶,董铭涛,程建华.层次分析的惯导/重力匹配导航系统性能评估方法[J].传感器与微系统,2016,

- 35(9): 23-26.
(Chen J, Dong M T, Cheng J H. Approach for performance evaluation of AHP-based INS/gravity matching navigation system[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2016, 35(9): 23-26.)
- [5] 胥涯杰, 鲜勇, 李邦杰, 等. 基于神经网络的高超声速飞行器惯导系统精度提高方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2022, 44(4): 1301-1309.
(Xu Y J, Xian Y, Li B J, et al. Method for improving the precision of hypersonic vehicle inertial navigation system based on neural network[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2022, 44(4): 1301-1309.)
- [6] Yang J B, Liu J, Wang J, et al. Belief rule-base inference methodology using the evidential reasoning approach-RIMER[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part A: Systems and Humans*, 2006, 36(2): 266-285.
- [7] 周志杰, 曹友, 胡昌华, 等. 基于规则的建模方法的可解释性及其发展[J]. *自动化学报*, 2021, 47(6): 1201-1216.
(Zhou Z J, Cao Y, Hu C H, et al. The interpretability of rule-based modeling approach and its development[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(6): 1201-1216.)
- [8] Zhou Z J, Cao Y, Hu G Y, et al. New health-state assessment model based on belief rule base with interpretability[J]. *Science China Information Sciences*, 2021, 64(7): 1-15.
- [9] Ming Z C, Zhou Z J, Cao Y, et al. A new interpretable fault diagnosis method based on belief rule base and probability table[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2023, 36(3): 184-201.
- [10] Zhou Z G, Liu F, Jiao L C, et al. A bi-level belief rule based decision support system for diagnosis of lymph node metastasis in gastric cancer[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2013, 54: 128-136.
- [11] 王杰, 周志杰, 胡昌华, 等. 不确定性信息表示及推理[J]. *控制与决策*, 2023, 38(10): 2749-2763.
(Wang J, Zhou Z J, Hu C H, et al. Expression and inference of uncertain information[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(10): 2749-2763.)
- [12] 张邦成, 步倩影, 周志杰, 等. 基于置信规则库专家系统的可控器开关量健康状态评估[J]. *控制与决策*, 2019, 34(4): 805-810.
(Zhang B C, Bu Q Y, Zhou Z J, et al. A state estimation method for driver controller's microswitch based on belief rule base[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(4): 805-810.)
- [13] 杨隆浩, 任天宇, 胡海波, 等. 基于聚类集成和激活因子的扩展置信规则库推理模型[J]. *控制与决策*, 2023, 38(3): 815-824.
(Yang L H, Ren T Y, Hu H B, et al. Extended belief rule base inference model based on clustering ensemble and activation factor[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(3): 815-824.)
- [14] Feng Z C, Zhou Z J, Hu C H, et al. A new belief rule base model with attribute reliability[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2019, 27(5): 903-916.
- [15] 董昕昊, 周志杰, 胡昌华, 等. 基于分层置信规则库的惯导系统性能评估方法[J]. *航空学报*, 2021, 42(7): 434-444.
(Dong X H, Zhou Z J, Hu C H, et al. Performance evaluation method for inertial system based on hierarchical belief rule base[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(7): 434-444.)
- [16] Cao Y, Zhou Z J, Hu C H, et al. On the interpretability of belief rule-based expert systems[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2021, 29(11): 3489-3503.
- [17] 鲜勇, 张毅. 制导工具误差对导弹射击精度的影响分析[J]. *飞行力学*, 1999, 17(2): 82-86.
(Xian Y, Zhang Y. Analysis on effect of a missile's guidance instrument error on fire accuracy[J]. *Flight Dynamics*, 1999, 17(2): 82-86.)
- [18] 苏敬, 何华锋. 导弹武器命中精度评估研究综述[J]. *兵器装备工程学报*, 2020, 41(11): 1-7.
(Su J, He H F. Review of research on missile weapon hit precision evaluation[J]. *Journal of Ordnance Equipment Engineering*, 2020, 41(11): 1-7.)
- [19] Yang J B. Rule and utility based evidential reasoning approach for multiattribute decision analysis under uncertainties[J]. *European Journal of Operational Research*, 2001, 131(1): 31-61.
- [20] Wang Y M, Yang J B, Xu D L. Environmental impact assessment using the evidential reasoning approach[J]. *European Journal of Operational Research*, 2006, 174(3): 1885-1913.
- [21] Zhou Z J, Hu G Y, Zhang B C, et al. A model for hidden behavior prediction of complex systems based on belief rule base and power set[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2018, 48(9): 1649-1655.

作者简介

廉正(1999—), 男, 博士生, 从事机器学习、置信规则库和设备健康状态评估等研究, E-mail: 1452251708@qq.com;
胡来红(1981—), 男, 副教授, 博士, 从事人工智能、图像处理等研究, E-mail: guyue2028@163.com;
周志杰(1978—), 男, 教授, 博士, 从事复杂系统建模、信息融合等研究, E-mail: zhouzj04@tsinghua.org.cn;
胡昌华(1966—), 男, 教授, 博士生导师, 从事寿命预测、容错控制等研究, E-mail: hch66603@163.com;
陈雷雨(1991—), 男, 工程师, 博士, 从事备件管理、性能评估等研究, E-mail: chenleiyu2013@163.com;
明志超(1998—), 女, 博士生, 从事故障诊断、装备维护等研究, E-mail: mzc1871550613@163.com.