基于证据推理的动态系统安全性在线评估方法

赵福均 [1] 周志杰 [1] 胡昌华 [1] 常雷雷 [2] 王 力 [1]

摘 要 综合考虑动态系统历史记录、当前状态以及未来退化趋势信息来对其安全性进行在线评估是极其重要的. 本文提出了一种基于证据推理 (Evidential reasoning, ER) 的安全性在线评估方法. 该方法先融合多个安全性指标获得各个时刻的安全性状态, 而后融合系统 "历史"、"当前"、"未来" 时刻的安全性状态, 评估得到系统的综合安全性水平. 首先, 建立了基于三阶 Volterra 滤波器的在线预测模型, 预测指标未来信息; 然后, 建立了指标最优自适应权重求取模型, 计算并更新指标实时权重; 最后, 提出了基于证据推理方法的融合框架, 对 "历史"、"当前"、"未来" 时刻的信息进行融合, 得到系统当前时刻的综合安全性评估结果. 通过对某惯性平台系统的安全性评估实例验证了所提方法的有效性.

关键词 动态系统, 安全性, 在线评估, 证据推理, Volterra 滤波器, 权重, 信息融合

引用格式 赵福均, 周志杰, 胡昌华, 常雷雷, 王力. 基于证据推理的动态系统安全性在线评估方法. 自动化学报, 2017, **43**(11): 1950−1961

DOI 10.16383/j.aas.2017.c160384

Online Safety Assessment Method Based on Evidential Reasoning for Dynamic Systems

ZHAO Fu-Jun[1] ZHOU Zhi-Jie[1] HU Chang-Hua[1] CHANG Lei-Lei[2] WANG Li[1]

Abstract It is of great significance to online assess the safety of a dynamic system by taking into account historical records, current state, and degradation trend. This paper proposes a new safety assessment method based on the evidential reasoning (ER) approach. To obtain the integrated safety level, multiple safety indicators are fused at first and the "history", "current" and "future" safety states are then integrated. Firstly, a forecasting model based on a third-order Volterra filter is proposed to online predict the safety indicators′ information. Secondly, an optimal adaptive fusion weighting model is developed to calculate and automatically update the weighing coefficient. Finally, a safety assessment aggregation scheme based on the ER approach is presented to fuse the "history", "current" and "future" safety information synthetically to obtain a comprehensive safety assessment result of the dynamic system. A practical example of the inertial platform is studied to validate the effectiveness of the proposed ER-based safety assessment method.

Key words Dynamic system, safety, online assessment, evidential reasoning (ER), Volterra filter, weight, information fusion

Citation Zhao Fu-Jun, Zhou Zhi-Jie, Hu Chang-Hua, Chang Lei-Lei, Wang Li. Online safety assessment method based on evidential reasoning for dynamic systems. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(11): 1950−1961

随着现代生产技术的发展, 实际工程系统的规模不断扩大, 其复杂性与不确定性不断增加, 自动化程度也越来越高. 因此, 对其可靠性与安全性提出了更高的要求[1−3]. 安全性在线评估是掌握动态系统安全性状态、避免事故发生的有效途径. 对系统安全性进行实时地评估, 评价系统整体或局部的安全性, 及时准确鉴别出其安全方面的薄弱环节和隐患, 从而为管理者维护和决策提供指导依据, 已成为当前学者研究的热点问题[4−8].

当前, 研究比较多的安全性评估方法主要有两种[9], 一种是概率安全性评估法 (Probabilistic

收稿日期 2016-05-09 录用日期 2016-07-28
Manuscript received May 9, 2016; accepted July 28, 2016
国家自然科学基金 (60736026, 61370031, 71601180, 61773388), 飞行器海上测量与控制联合实验室开放基金 (FOM2014OF14, FOM2015OF017), 中国博士后科学基金面上项目 (2015M570847), 陕西省自然科学基金项目 (2015JM6354), 装备预研基金 (9140A19030314JB47276) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (60736026, 61370031, 71601180, 61773388), the Open Funding Programme of Joint Laboratory of Flight Vehicle Ocean-based Measurement and Control (FOM2014OF14, FOM2015OF017), China Postdoctoral Science Foundation (2015M570847), Natural Science Foundation of Shaanxi Province (2015JM6354), Assembly Research Foundation (9140A19030314JB47276)
本文责任编委 周东华
Recommended by Associate Editor ZHOU Dong-Hua
1. 火箭军工程大学控制工程系 西安 710025 2. 火箭军工程大学管理工程系 西安 710025
1. Department of Control Engineering, Rocket Force University of Engineering, Xi′an 710025 2. Department of Management Engineering, Rocket Force University of Engineering, Xi′an 710025

safety assessment, PSA), 一种是状态监测评估法. 概率安全性评估, 也称概率风险评估 (Probabilistic risk assessment, PRA), 其具体方法主要包括故障树法、贝叶斯网络法和风险评估模型法等[10]. 该方法已广泛应用于核工业[11]、航空航天[10]、化工行业[12] 以及财务管理[13] 等领域.

PSA 需要诸如初始事件频率、设备故障概率、人为误差概率等先验信息, 即该方法须建立在一巨大的历史数据库和先验专家模型的基础上[9]. 然而, 在工程实际中, 动态系统的这些先验数据却很难获得. 此外, PSA 在处理不完整和不确定数据时, 往往得不到合理有效的评估结果[8]. 本文采用基于状态监测的方法来建立安全性评估模型, 从而实现对动态系统的安全性在线评估.

在工程实际中, 动态系统在运行过程中状态在不断改变, 当系统的运行状态改变时, 反映系统状态的指标也会随之改变[4]. 传统的安全性评估分析方法大都属于离线分析, 对复杂的动态系统进行安全性评估时, 不能准确地、实时地反映系统的安全状态. 状态监测就是一种及时获取运行系统状态信息的重要手段, 其主要方法可分为直接法与间接法. 直接法就是通过一定的测量手段直接获取反应系统状态的信号, 如温度等; 间接法是测量系统运行过程中与某指标有较强内在联系的一种或几种参量或是物理现象, 如声发射信号监测法. 有效的监测方法能够及时跟踪系统的健康状态, 指导当前系统的维护和保养. 基于状态监测的安全性评估是一种利用测量得到的过程参数和状态参数对系统安全性进行在线评估的方法, 随着故障诊断技术和传感器测量技术的发展, 该方法已广泛应用在电力系统[14]、旋转机械系统[15]、液压系统[16]、燃压机系统[9]、桥梁道路[17] 等的安全性评估.

但对于复杂的非线性系统, 安全性评估问题涉及到定量和定性的信息, 而且面临各种不确定性, 如传感器测量噪声影响以及测量信息缺失造成的模糊性、不完整性等. 现有评估方法应用范围有限, 对存在的不确定信息条件下的动态系统安全性评估问题不能有效处理.

证据推理 (Evidential reasoning, ER) 是一种基于决策理论和 D-S 证据理论中的 Dempster 组合规则来处理多源信息融合的方法. ER 在处理概率不确定和模糊不确定性方面具有较大的优势[18−21], 且基于证据推理的安全性在线评估方法不仅能判断当前工况下系统稳定与否, 还能对系统安全性进行定量评价[22]. 此外, 动态系统工作环境复杂, 自身状态多变, 为了准确评估系统安全性, 并能提前对安全风险进行预警, 对系统安全性在线评估时, 综合考虑其历史记录、当前状态以及未来退化趋势信息, 立足安全现状, 兼顾历史和将来, 更加全面综合地对系统进行安全性在线评估[9]. 对动态系统在线安全性评估必须综合考虑动态系统历史记录、当前状态以及未来退化趋势信息, 立足安全现状, 兼顾历史和将来, 更加全面综合地对系统进行在线安全性评估. 基于此, 本文首先建立了一种新的安全性在线评估模型; 其次, 提出了基于证据推理的动态系统安全性在线评估方法, 该方法利用基于三阶 Volterra 滤波器的在线预测模型预测指标未来信息, 并通过最优自适应权重求取模型实时计算指标权重, 利用基于证据推理的融合框架融合动态系统的 “历史”、“当前”、“未来” 状态信息来综合评估其安全性.

1 安全性在线评估模型与问题描述

1.1 安全性在线评估模型

动态系统的安全性由诸多因素所决定, 如设计、制造误差、安装、运行、操作、维修等[23], 因此建立精确的、完备的数学模型来评估系统的安全性是极其困难的. 然而, 系统的安全性可以通过某些指标来反映, 这样的指标称之为安全性指标, 这些指标的信息可以通过状态监测来获得. 本文利用状态监测获取指标信息, 从而建立了一个新的融合多个安全性指标信息的安全性在线评估模型, 其模型结构如图 1 所示. 假设 x_i 表示系统第 i 个安全性指标, 其中 $i = 1, 2, \cdots, n$.

不同于传统安全性评估模型, 本文提出的模型利用了更多信息, 包括系统历史记录、当前状态、未来退化趋势以及指标的融合权重. 其结构主要包括三部分: 第一部分根据历史和当前的数据建立预测模型来预测指标未来信息; 第二部分根据指标的观测值给出指标在各个时刻融合权重的求取模型; 第三部分首先是建立一个融合框架来融合多个安全性指标, 从而获取 “历史”、“当前”、“未来” 的安全性状态, 而后通过融合框架进一步融合三个时刻的安全性状态, 得到系统当前时刻的综合安全性评估结果.

图 1 中具体参数的含义如下:

1) k 表示在系统运行时间内, 采集状态信息的时刻;

2) $z_i(k)$ 表示第 i 个指标在时刻 k 的观测值;

3) $\omega_i(k)$ 表示第 i 个指标在时刻 k 的权重;

4) $g(k)$ 表示系统在时刻 k 融合多个安全性指标的评估结果, 本文称之为系统安全性状态;

5) $\omega'(k-1), \omega'(k), \omega'(k+1)$ 分别表示 “历

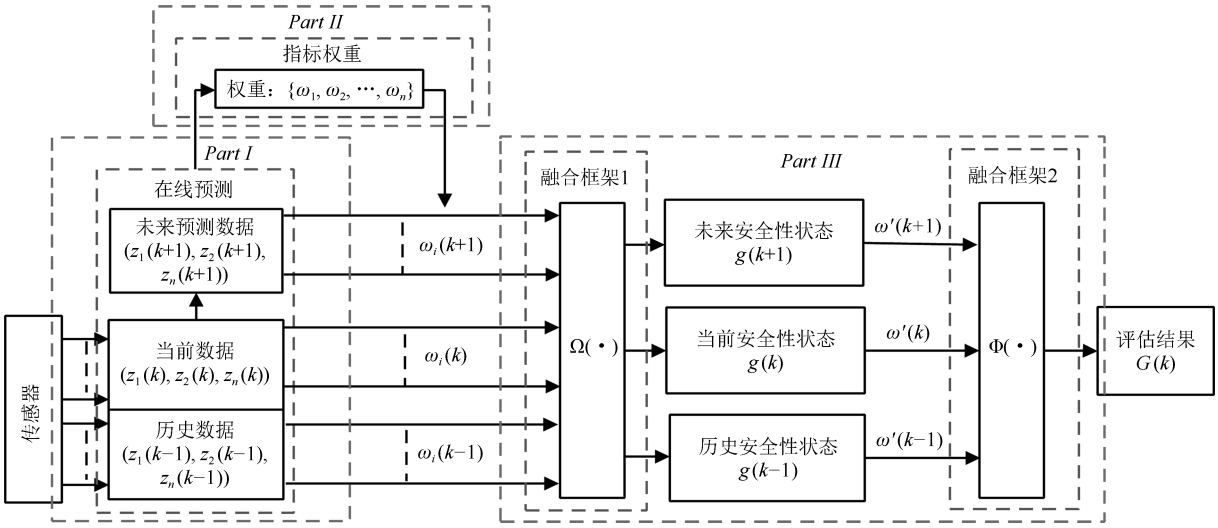


图 1 新的安全性在线评估模型结构

Fig. 1 The structure of the new online safety assessment model

史”、“当前”、“未来” 时刻安全性状态的融合权重;

6) $G(k)$ 表示系统在时刻 k 的综合评估结果, 本文称之为系统综合安全性水平.

1.2 问题描述

根据图 1 所建立的模型可知, 在动态系统安全性在线评估中有如下三个问题需要研究解决:

问题 1. 为了准确评估系统安全性, 并能提前对安全风险进行预警, 对系统安全性在线评估时, 综合考虑其历史记录、当前状态以及未来退化趋势信息, 而未来时刻安全性指标的状态信息必须通过预测模型在线预测得到. 因此, 问题 1 主要是建立如下预测模型来预测未来时刻指标的信息.

$$\hat{y}_i(k+1) = F(z_i(k), z_i(k-1), \cdots, z_i(k-T+1)) \tag{1}$$

式中, $F(\cdot)$ 表示一个非线性函数.

问题 2. 系统状态是动态变化的, 导致在不同时刻或不同工况下, 安全性指标对系统安全性评估所起作用的大小是不同的. 因此, 指标的权重应根据其不同时刻、不同工况对系统安全性评估作用的大小而动态赋值. 因此, 问题 2 主要是建立如下的自适应指标权重求取模型:

$$\omega_i(k) = H(z_1(k), z_2(k), \cdots, z_n(k)) \tag{2}$$

式中, $H(\cdot)$ 表示一个非线性函数.

问题 3. 为了获取系统的综合安全性水平, 所有的安全性指标必须综合考虑, 且要将其历史、现状及未来可能的状态综合起来分析, 立足安全现状, 兼顾历史和将来. 因此, 问题 3 主要是建立如下融合指标信息的融合框架来获得系统安全性评估结果.

$$g(k) = \Omega(\omega_i(k), z_i(k)) \tag{3}$$

$$G(k) = \Phi(\omega'(k-1), \omega'(k), \omega'(k+1), g(k-1), g(k), g(k+1)) \tag{4}$$

式中, $\Omega(\cdot)$ 和 $\Phi(\cdot)$ 表示两个非线性函数, 是用于融合信息的融合框架.

为了解决以上三个问题, 本文提出了一种新的基于证据推理的动态系统安全性在线评估方法. 在获得系统安全性指标历史和当前的测试值后, 由式 (1) 可以预测得到未来时刻的观测值, 再通过式 (2) 计算得到指标的动态权重, 最后由式 (3) 和式 (4), 得到系统综合安全性评估结果.

2 基于证据推理的动态系统安全性在线评估方法

该方法主要包括了三个部分: 首先, 建立基于三阶 Volterra 级数在线预测模型预测指标未来信息; 而后建立指标最优融合权重求取模型, 动态确定指标融合权重; 最后, 建立基于证据推理的融合框架, 先融合多个安全性指标信息得到相应时刻的安全性状态, 再融合 “历史”、“当前”、“未来” 的安全性状态以获得动态系统当前时刻的综合安全性评估结果.

2.1 基于三阶 Volterra 级数在线预测模型

为了综合考虑 “历史”、“当前”、“未来” 信息, 动态系统的在线安全性评估首要解决的是如何在线预测得到安全性指标未来的信息. 安全性评估指标的数值序列可以看作是一个非线性时间序列, 而理

论研究和实践经验表明, Volterra 级数可以表征大量的非线性系统[24−25]. 本文建立基于 Volterra 级数展开式的非线性在线预测模型, 来对指标观测数据进行预测.

假设系统历史与当前的测试数据为模型的输入, 即输入为

$$\boldsymbol{Z}(k)=[z(k),z(k-1),\cdots,z(k-T+1)]^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

则未来时刻的预测值, 即模型的输出为

$$y(k)=\hat{z}(k+1) \tag{6}$$

可以采用带常数项的 FIR (Finite impulse response) 滤波器的乘积耦合来减少滤波器系数的个数和计算的复杂性[23]. 得到模型的输出, 即一步预测值[22] 为

$$\begin{aligned}y(k)=&\left[\left(h_{1,0}+\sum_{i=1}^{T}h_{1,i}z(k-i)\right)\times\right.\\&\left.\left(h_{2,0}+\sum_{j=1}^{T}h_{2,j}z(k-j)\right)\right]\times\\&\left(h_{3,0}+\sum_{l=1}^{T}h_{3,l}z(k-l))\right)\end{aligned} \tag{7}$$

其中, $h_{1,i},h_{2,j},h_{3,k}$ 为滤波器系数.

为保证滤波器的快速收敛, 采用改进的非线性归一化 LMS (Least mean square) 自适应滤波算法 (Nonlinear normalized LMS algorithm, NNLMS)[26−27]. 根据上式所描述的三阶 Volterra 滤波器结构, 可得这种近似结构的 NNLMS 算法[25] 如下:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{A}(k+1)=&\boldsymbol{A}(k)+\mu_1\left\{c+\|\boldsymbol{Z}(k)\|^2\times\right.\\&\left.[\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{Z}(k)]^2\times[\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{Z}(k)]^2\right\}^{-1}\times\\&[\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{Z}(k)][\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{Z}(k)]e(k)z(k)\end{aligned} \tag{8}$$

$$\begin{aligned}\boldsymbol{B}(k+1)=&\boldsymbol{B}(k)+\mu_2\left\{c+\|\boldsymbol{Z}(k)\|^2\times\right.\\&\left.[\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{Z}(k)]^2\times[\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{Z}(k)]^2\right\}^{-1}\times\\&[\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{Z}(k)][\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{Z}(k)]e(k)z(k)\end{aligned} \tag{9}$$

$$\begin{aligned}\boldsymbol{C}(k+1)=&\boldsymbol{C}(k)+\mu_3\left\{c+\|\boldsymbol{Z}(k)\|^2\times\right.\\&\left.[\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{Z}(k)]^2\times[\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{Z}(k)]^2\right\}^{-1}\times\\&[\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{Z}(k)][\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{Z}(k)]e(k)z(k)\end{aligned} \tag{10}$$

$\boldsymbol{A}(k),\boldsymbol{B}(k),\boldsymbol{C}(k)$ 分别为三个 FIR 滤波器的滤波器系数, 其中 $\boldsymbol{Z}(k)=[1\ \ z(k)\ \cdots\ \ z(k-T+1)]^{\mathrm{T}}$, $e(k)=z(k)-\hat{z}(k)$, $\boldsymbol{A}(k)=[a_0\ \ a_1\ \cdots\ a_T]^{\mathrm{T}}$, $\boldsymbol{B}(k)=[b_0\ \ b_1\ \cdots\ b_T]^{\mathrm{T}}$, $\boldsymbol{C}(k)=[c_0\ \ c_1\ \cdots\ c_T]^{\mathrm{T}}$. 同时还应使 $\mu_1\neq\mu_2\neq\mu_3$.

为了实现指标信息的在线预测, 本文利用 NNLMS 算法, 首先选择 T 组历史测试数据作为训练数据, 经训练得到最优参数后, 就能获得指标数据的一步预测值. 当指标实时的测试数据通过传感器测得后, 利用后 $(T-1)$ 组历史数据和当前实时的数据对模型参数进行在线更新, 从而在线预测得到指标下一时刻的观测值. 该算法更新速度快, 能有效地在线预测未来信息.

2.2 指标最优自适应权重计算模型

动态系统在运行过程中, 指标的权重应根据其对安全性评估作用的大小动态赋值. 由于动态系统在不同时间或不同工况下其表现的特性各不相同, 安全性指标差异亦较大. 有的指标重要性可以通过其指标数值变化的大小来计算, 有的则是根据指标所含信息量的大小来确定[9]. 因此, 建立不同时段或不同工况下权重系数的自适应求取模型对在线安全性评估是极其重要的[9, 28−30]. 本文首先介绍基于离差最大化、基于变异系数以及基于信息熵的权重求取方法, 最后提出一种基于这些方法的最优权重求取模型.

2.2.1 基于离差最大化的权重求取方法

离差最大化法确定指标权重 (Maximum deviation-based weighting, MDBW) 主要是通过最大化所有指标数据的离差来求取指标的权重[29]. 在安全性评估中, 如果某个指标对评估结果的差异越大, 说明该指标权重对综合评估的影响越大, 反之, 若指标对评估结果的差异越小, 说明该指标权重对综合评估的影响越小. 令

$$D_i(t)=\sum_{j=1}^{k}d_i(t)=\sum_{j=1}^{k}\sqrt{[z_i(t)-z_i(j)]^2} \tag{11}$$

$$D_i = \sum_{t=1}^{k} D_i(t) = \sum_{t=1}^{k}\sum_{j=1}^{k}\sqrt{[z_i(t)-z_i(j)]^2} \tag{12}$$

则利用离差最大化求得指标 x_i 在时刻 k 的归一化权重[26] 为

$$\omega_i(k) = \frac{D_i}{\sum\limits_{i=1}^{n} D_i} = \frac{\sum\limits_{t=1}^{k}\sum\limits_{j=1}^{k}\sqrt{[z_i(t)-z_i(j)]^2}}{\sum\limits_{i=1}^{n}\sum\limits_{t=1}^{k}\sum\limits_{j=1}^{k}\sqrt{[z_i(t)-z_i(j)]^2}} \tag{13}$$

2.2.2 基于变异系数的权重求取方法

变异系数法确定指标权重 (Coefficient of variation-based weighting, CVBW) 主要是通过每个指标的相对改变幅度大小来确定权重[30]. 当指标数值变动幅度大时, 就表明其识别系统健康状态的能力就强. 因此, 它的权重就应该被设计得大一些. 利用变动系数法可得指标 x_i 在 k 时刻的权重 $\omega_i(k)$ 为

$$\omega_i(k) = \frac{v_{z_i}}{\sum\limits_{i=1}^{n} v_{z_i}} \tag{14}$$

其中, 变异系数 $v_{z_i} = s_{z_i}/\overline{z_i}$, s_{z_i} 和 $\overline{z_i}$ 分别表示指标在运行时间 T 内的样本均方差与样本均值, $s_{z_i} = \left(\frac{1}{T-1}\sum_{k=1}^{\mathrm{T}}(z_i(k)-\overline{z_i})^2\right)^{\frac{1}{2}}$, $\overline{z_i} = \frac{1}{T}\sum_{k=1}^{\mathrm{T}} z_i(k)$.

2.2.3 基于信息熵的权重求取方法

信息熵法确定权重 (Information entropy-based weighting, IEBW) 主要是根据指标包含和传递的信息大小来确定权重[9]. 指标含有的有用信息越多, 则赋予的权重就越高. 信息熵就可以用来度量这种信息量的大小, 指标数据的信息熵值突出了评估指标的局部差异. 对于给定的第 i 项指标, 在时刻 k 的特征比重为

$$p_i(k) = \frac{z_i(k)}{\sum\limits_{j=1}^{k} z_i(j)} \tag{15}$$

其中, 测得的指标数据 $z_i(j) \geq 0$ 和 $\sum_{j=1}^{k} z_i(j) \geq 0$, 则第 i 项指标的熵值为

$$e_i = -l\sum_{j=1}^{k} p_i(j)\ln(p_i(j)) \tag{16}$$

其中, $l > 0$, $e_i > 0$, 则指标的差异性系数为 $g_i = 1 - e_i$, g_i 越大则越重视该项指标的作用. 利用信息熵求得第 i 指标在时刻 k 的归一化权重为

$$\omega_i(k) = \frac{g_i}{\sum\limits_{j=1}^{n} g_j}, \quad i = 1, \cdots, n \tag{17}$$

2.2.4 最优自适应权重求取模型

为了保证系统在不同时间或不同工况下确定指标权重的合理性, 根据上述权重求取方法, 本文建立如下最优权重求取模型.

设利用多种方法求取得到的 m 个权重向量为 $\boldsymbol{W}_j^{\mathrm{T}} = (\omega_{j1}, \omega_{j2}, \cdots, \omega_{jn})$ $(j = 1, \cdots, m)$, 则其线性组合为

$$\boldsymbol{W} = \sum_{j}^{m} \alpha_j \boldsymbol{W}_j^{\mathrm{T}}, \ \ \alpha_j > 0 \tag{18}$$

$\boldsymbol{W}$ 为基于基本权重集的一种可能的综合权重向量. 因此, 寻求最优的指标融合权重就是对式 (18) 中的 m 个线性组合系数 α_j 进行优化, 优化目标为

$$\min\left\|\sum_{j}^{m}\alpha_j\boldsymbol{W}_j^{\mathrm{T}} - \boldsymbol{W}_t^{\mathrm{T}}\right\|_2, \ \ t = 1, \cdots, m \tag{19}$$

根据矩阵微分性质, 可推导出式 (19) 最优的一阶导数条件为

$$\sum_{j}^{m}\alpha_j\boldsymbol{W}_t\boldsymbol{W}_j^{\mathrm{T}} = \boldsymbol{W}_t\boldsymbol{W}_t^{\mathrm{T}} \tag{20}$$

通过求解式 (20) 即可得到 α_j, 代入式 (18) 即可求出最优融合权重系数.

2.3 基于证据推理的信息融合评估模型

2.3.1 基于效用的指标信息转换

在工程实际中, 不同的安全性指标信息由不同传感器测量得到, 其表示形式可能各不相同. 因此, 在对多个安全性指标信息进行融合之前, 首先要把指标数据转换为相同形式. 为了能够应用 ER 算法, 利用基于效用的信息变换技术把输入数据统一转换为信度分布形式[31].

定义 N 个安全性评估等级

$$F = \{F_1, \cdots, F_j, \cdots, F_N\} \tag{21}$$

其中, F_j 表示第 j 个安全性评估等级, 而 F 提供了系统安全性状态的完备评估等级. 例如, 在某个动态系统的安全性评估中, 可以选择这样三个评估等级, "安全 (F_1)"、"一般 (F_2)"、"不安全 (F_3)".

假设安全性指标数据是数值型数据, 利用一个定量的数值 $U(F_j)$ $(j=1,2,\cdots,N)$ 来作为评估等级 F_j 的效用值. 假设专家对较高一等级的效用值 $U(F_{j+1})$ 的偏好程度高于较低一等级的效用值 $U(F_j)$. 这样输出值就能表示为如下的置信分布形式[31]:

$$S(z_i)=\{(F_j,\beta_{j,i}),j=1,\cdots,N\},\quad i=1,\cdots,m \tag{22}$$

式中, $0\le\beta_{j,i},\sum_{j=1}^{N}\beta_{j,i}\le 1$, $\beta_{j,i}$ 表示置信度, 可由式 (23) ~ (25) 算得:

$$\beta_{j,i}(z_i)=\frac{U(F_{j+1})-z_i}{U(F_{j+1})-U(F_j)},\quad U(F_j)\le z_i\le U(F_{j+1}) \tag{23}$$

$$\beta_{j+1,i}(z_i)=1-\beta_{j,i}(z_i),\quad U(F_j)\le z_i\le U(F_{j+1}) \tag{24}$$

$$\beta_{s,i}(z_i)=0,s=1,\cdots,N,s\ne j,j+1 \tag{25}$$

其中, $j=1,2,\cdots,N-1$.

2.3.2 基于证据推理的指标信息融合

动态系统当前的安全性状态可由当前时刻的多个安全性指标来综合表征. 所有转换为置信分布形式的安全性指标数据可以直接通过 ER 融合框架进行融合, 得到系统在 k 时刻的安全性状态, 其可描述为如下分布形式:

$$O(g(k))=\{(F_l,\beta_l(k)),l=1,\cdots,N\} \tag{26}$$

其中, O 表示一种转化模型, 将系统的安全性状态 $g(k)$ 转化为置信分布. $\beta_l(k)$ $(l=1,2,\cdots,N)$ 可由式 (27) 和 (28) 的解析 ER 算法[32] 计算得到. 该解析算法是由 Wang 等基于 ER 迭代算法进一步提出来的, 其中 $\beta_l(k)$ 表示在 k 时刻相对于评价结果 F_l 的置信度; $\omega_i(k)$ 为指标 x_i 在 k 时刻的最优融合权重, 通过式 (20) 计算得到; N 表示评估等级数目; n 表示安全性指标数目.

2.3.3 基于证据推理的安全性状态融合

动态系统当前时刻的安全性状态不仅仅由当前状态所决定, 也与系统历史运行状态和未来退化趋势密切相关. 因此, 要获得动态系统某一时刻的综合评估结果, 必须立足当前状态, 同时结合未来发展趋势和历史运行规律综合考虑. 本文采用 ER 算法来对历史、当前与未来预测的安全性状态进行融合, 利用式 (27) 和 (28) 融合可得系统综合评估结果, 其描述为如下分布形式:

$$O(G(k))=\{(F_l,\beta'_l(k)),l=1,\cdots,N\} \tag{29}$$

其中 "历史"、"当前"、"未来" 时刻的融合权重 $\omega'(k-1),\omega'(k),\omega'(k+1)$ 可以根据系统运行情况或专家知识确定. 当 $\omega'(k-1)=\omega'(k+1)\equiv 0$ 且 $\omega'(k)\equiv 1$ 时, 则评估主要关注系统当前时刻的状态; 同理, 如果 $\omega'(k-1)=\omega'(k)\equiv 0$ 且 $\omega'(k+1)\equiv 1$, 则评估主要关注的是系统未来时刻的安全性状态.

2.4 动态系统安全性在线评估方法步骤

利用在线安全性评估方法对动态系统进行安全性评估时, 具体步骤如图 2 所示.

步骤 1. 构造安全性评估指标体系, 获取指标历史和当前数据;

步骤 2. 选择历史数据作为预测模型输入, 如式 (5), 利用式 (7) ~ 式 (10) 进行参数估计与更新, 预测未来时刻安全性指标信息;

步骤 3. 根据历史和当前测试数据以及预测得到的信息, 利用式 (13)、(14)、(17) 分别计算相应的权重, 由式 (20) 计算出指标最优融合权重;

步骤 4. 根据问题的具体背景或专家知识, 确定如式 (21) 的安全性评估等级和参考值, 利用式 (23) ~ 式 (25) 将指标信息转化为如式 (22) 的置信分布形式;

$$\beta_l(k)=\frac{\mu(k)\times\left[\prod_{i=1}^{n}(\omega_i(k)\beta_{l,i}(k)+1-\omega_i(k)\sum_{l=1}^{N}\beta_{l,i}(k))-\prod_{i=1}^{n}(1-\omega_i(k)\sum_{l=1}^{N}\beta_{l,i}(k))\right]}{1-\mu(k)\times\left[\prod_{i=1}^{n}(1-\omega_i(k))\right]} \tag{27}$$

$$\mu(k)=\left[\sum_{l=1}^{N}\prod_{i=1}^{n}(\omega_i(k)\beta_{l,i}(k)+1-\omega_i(k)\sum_{l=1}^{N}\beta_{l,i}(k))-(N-1)\prod_{i=1}^{n}(1-\omega_i(k)\sum_{l=1}^{N}\beta_{l,i}(k))\right]^{-1} \tag{28}$$

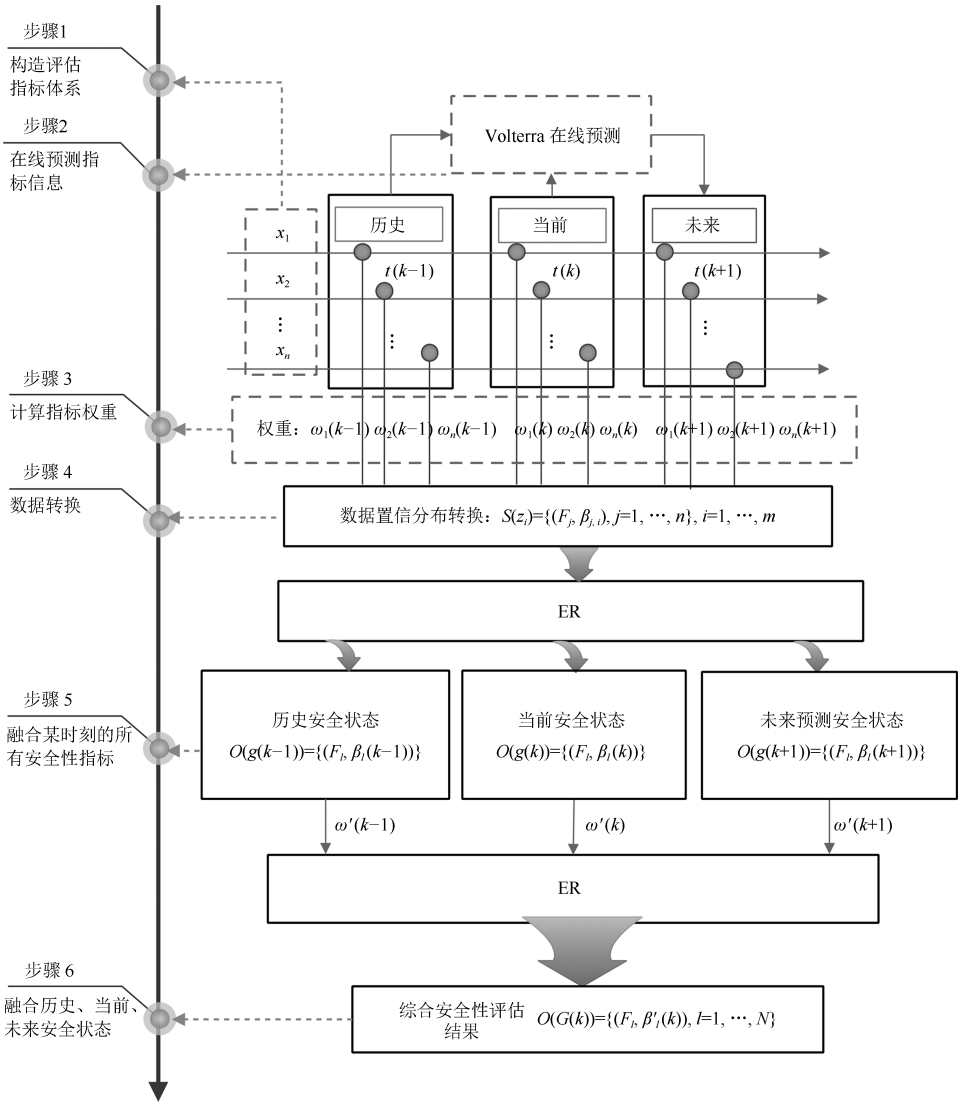


图 2 新的在线安全性评估方法实现步骤

Fig. 2 Implementation steps of the new online safety assessment method

步骤 5. 利用式 (27) 和式 (28) 将某个时刻的所有安全性指标融合, 得到如式 (26) 的分布式安全性状态;

步骤 6. 确定“历史”、“当前”、“未来”各个时刻的融合权重, 利用式 (27) 和式 (28) 对三个时刻的安全性状态融合, 得到如式 (29) 的综合评估结果.

3 实验验证

为了验证本文提出的基于证据推理的动态系统安全性在线评估方法的有效性, 本节应用该方法对某惯性平台的安全性进行评估. 惯性平台作为惯性导航系统的关键部件, 在航天系统中广泛应用. 由于其运行状态的好坏对惯性导航系统的功能好坏起着决定性的作用[3], 因此对惯性平台的安全性进行在线评估有着重要意义.

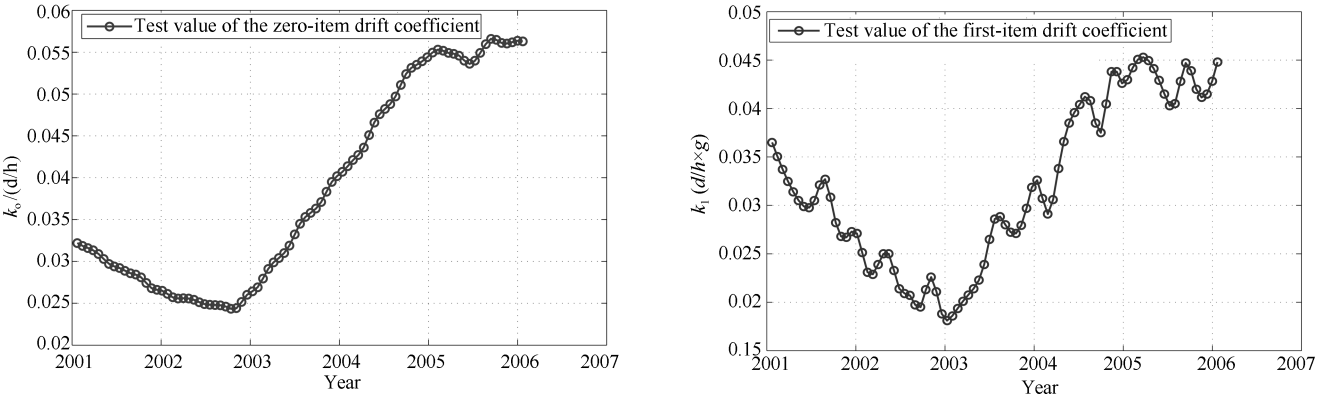
3.1 安全性评估指标构建

在工程实际中, 惯性平台健康状态的主要评价标准是平台系统的测试精度, 而平台系统的精度主要受陀螺仪漂移系数的影响. 漂移系数的值越大, 平台系统的工作性能越坏, 健康状态越差; 反之, 平台系统的性能越好, 安全性越高[3, 33]. 而惯性陀螺仪漂移系数主要包括常值漂移系数 K_0 和一次项漂移系数 K_1. 因此, 选择 K_0 和 K_1 作为反映惯性平台系统健康状态的安全性指标.

在实验研究中, 采用从 2001 年到 2006 年之间所收集到的 85 组漂移系数测试数据来研究惯性平台系统的安全评估问题, 测试数据如图 3 所示.

3.2　指标信息在线预测

利用测试数据前 20 组作为历史数据, 对预测模型的参数进行训练, 得到最优参数后, 对指标进行一步预测, 当下一时刻的测试数据获取时, 利用新的测试值和历史数据对模型参数更新, 预测得到下一时刻的信息. 如此, 得到各个时刻的预测值如图 4 所示. 其预测误差如图 5 所示.

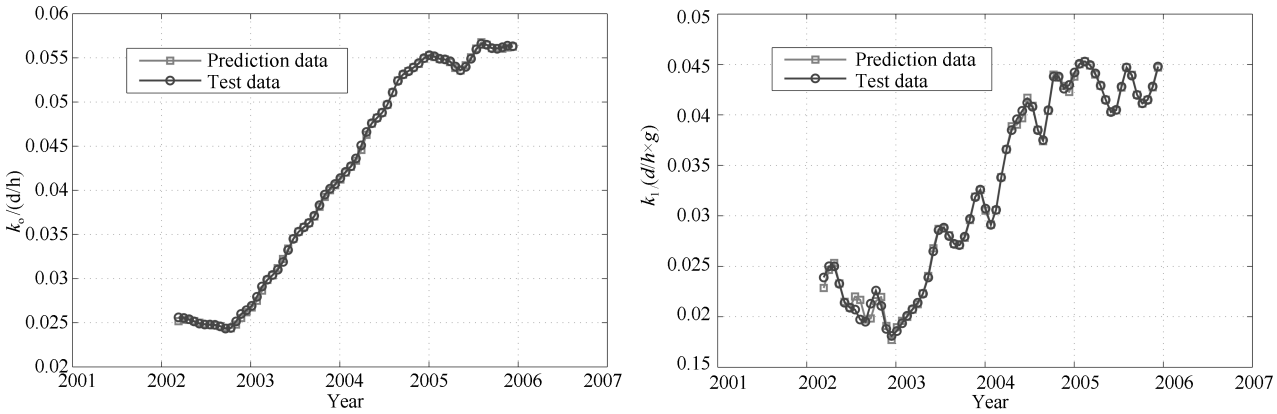


(a) 零次项漂移系数测试数据
(a) Test data of the zero-item drift coefficient

(b) 一次项漂移系数测试数据
(b) Test data of the first-item drift coefficient

图 3　漂移系数测试数据

Fig. 3　Test data of drift coefficients

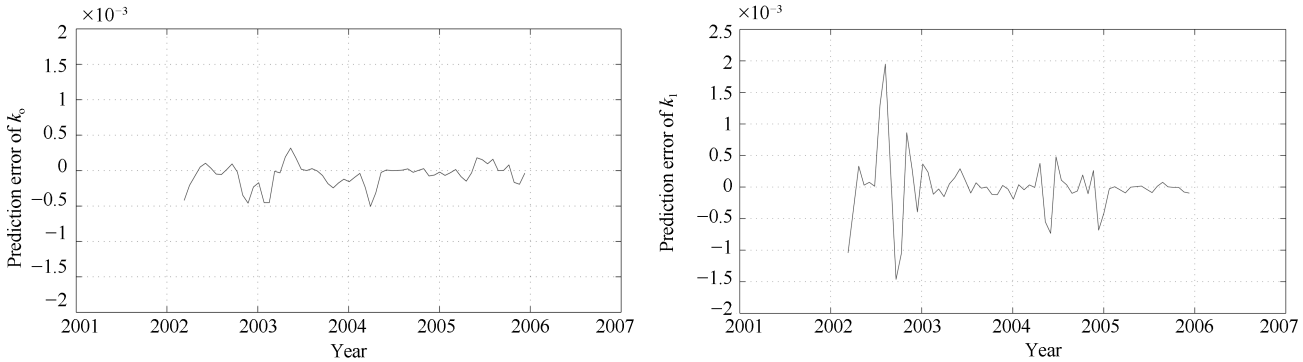


(a) 零次项漂移系数在线预测
(a) Online prediction of the zero-item drift coefficient

(b) 一次项漂移系数在线预测
(b) Online prediction of the first-item drift coefficient

图 4　漂移系数在线预测

Fig. 4　Online prediction of drift coefficients



(a) 零次项漂移系数预测误差
(a) Prediction error of the zero-item drift coefficient

(b) 一次项漂移系数预测误差
(b) Prediction error of the first-item drift coefficient

图 5　漂移系数预测误差

Fig. 5　Prediction error of the drift coefficients

由预测误差可以看出, 利用基于三阶 Volterra 滤波器在线预测模型能有效地在线预测指标未来信息, 预测误差小.

3.3 指标最优自适应权重求取

根据第 2.2 节所建立的最优权重求取模型, 利用监测所得到的零次项和一次项漂移系数测试数据, 实时计算出 K_0 和 K_1 对应的权重. 各个时刻安全指标的最优自适应权重如图 6 中所示.

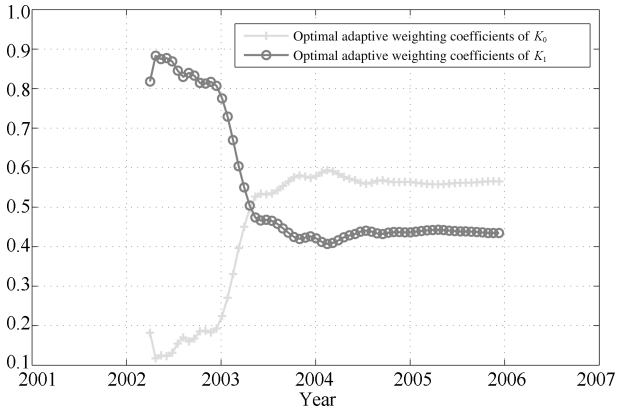


图 6 漂移系数的最优自适应权重

Fig. 6 Optimal adaptive weight of the drift coefficients

3.4 指标信息转换

根据平台系统漂移率的特点及技术指标, 定义平台系统安全性评估等级 "安全 (F_1)"、"一般 (F_2)" 和 "不安全 (F_3)" 三种状态, K_0 和 K_1 对应评估等级 F_1, F_2, F_3 的效用如表 1 所示.

表 1 漂移系数评估等级对应的参考点

Table 1 The referential points of drift coefficients

语义值	F_1	F_2	F_3
K_0 对应的效用 (d/h)	0.02	0.04	0.06
K_1 对应的效用 ($d/h*g$)	0.015	0.03	0.05

则可采用信度分布式评价描述采集到的零次项和一次项漂移系数数据, 例如零次项数据中第 45 组数据 $K_0(45) = 0.0358$ 可以描述为如下分布形式:

$$S(K_0(45)) : \{(F_1, 0.3637), (F_2, 0.6363), (F_3, 0)\}$$

其中

$$\beta_{1,45}(K_0) = \frac{0.04 - 0.0358}{0.04 - 0.02} = 0.209$$

$$\beta_{2,45}(K_0) = 1 - 0.209 = 0.791$$

3.5 指标信息融合

依据本文提出的评估模型和方法, 计算得到漂移数据的信度分布式评价结果及其对应的融合权重后, 应用 ER 算法分别融合每个时刻的多个安全性指标, 即可获得平台系统安全性状态的信度分布式评价结果. 其中各个时刻对应评估结果 F_1, F_2, F_3 的融合信度如图 7 所示.

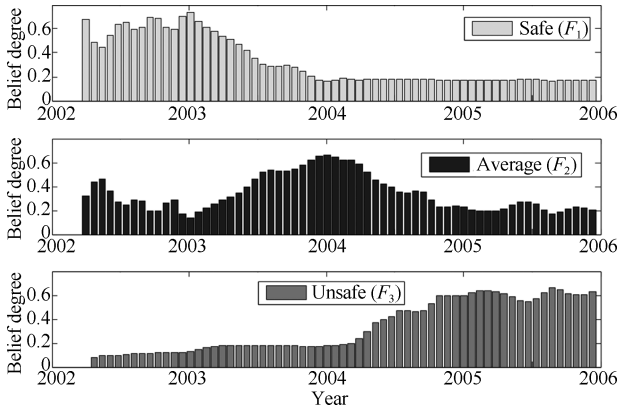


图 7 惯性平台系统安全性状态的分布式评估结果

Fig. 7 Distributed safety state results of the inertial platform system

3.6 安全性状态融合

平台系统当前时刻的安全性由系统历史记录、当前状态和未来趋势综合反应, 本文选取 "历史"、"当前"、"未来" 的融合权重值为

$$\omega'(k-1) = \omega'(k) = \omega'(k+1) = \frac{1}{3}$$

即认为 "历史"、"当前"、"未来" 的安全性状态对于评估结果是同等重要. 应用 ER 融合框架, 融合得到平台系统的综合安全性水平的信度分布式评价结果如图 8 所示.

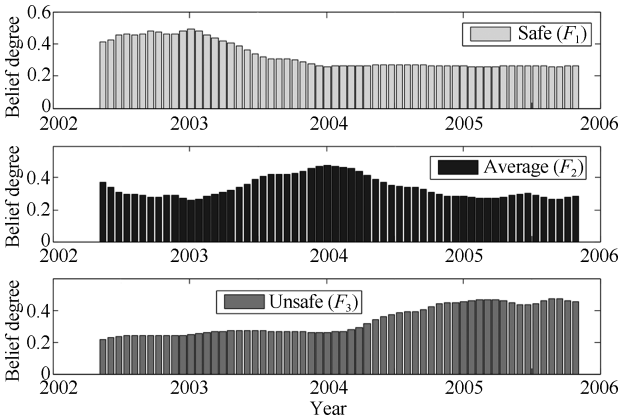


图 8 惯性平台系统安全性分布式评估结果

Fig. 8 Distributed safety assessment results of the inertial platform system

引入期望效用[34], 可以将置信分布形式转换为数值输出. 定义评估结果 F_1, F_2, F_3 的效用 $\mu(F_1)=1, \mu(F_2)=0.5, \mu(F_3)=0$, 则各个时刻的平台系统安全性评估的期望效用如图 9 所示.

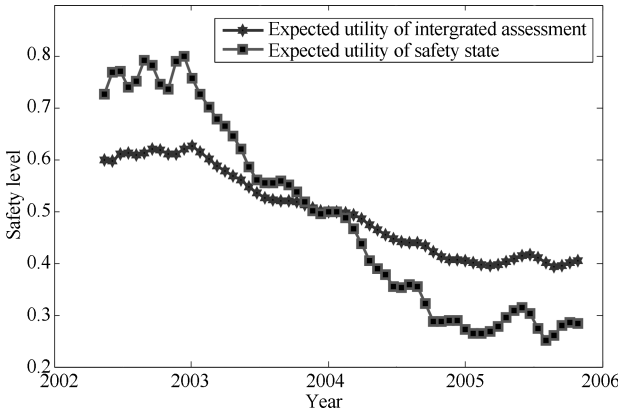


图 9　平台系统安全性评估期望效用

Fig. 9　Expected utility of safety assessment of the platform system

3.7　实验结果分析

1) 根据图 4 和 5 可知, 利用基于三阶 Volterra 滤波器在线预测模型能有效地在线预测指标未来信息, 预测误差小, 且该在线预测模型参数更新快, 实时性好.

2) 根据图 6 所示结果, 可以得出: 应用最优权重计算模型确定安全指标的融合权重, 起初由于 K_0 的变化幅度比较小, 因此 K_0 的权重比 K_1 小, 随着 K_0 的变化幅度增大, K_0 的权重逐渐比 K_1 大, 这恰好可以反映指标对平台系统健康状态变化的灵敏程度, 且完全符合惯性平台的工作实际 (零次项漂移系数对平台误差影响更大). 因此应用最优权重求取模型确定安全指标的权重是合理的.

3) 分析评估结果可知, 从 2002 年至 2006 年期间, 平台系统的安全性水平开始整体上比较平稳, 小幅上升随后下降. 这是因为刚开始由于制造误差等因素, 陀螺转子和平台基座配合会有一些偏差, 所以在转子高速旋转时, 由于磨损导致平台系统健康状态较低. 当磨损达到一定程度时, 转子和平台基座已经磨合到一起, 所以平台系统会越来越稳定, 系统安全性水平就会表现出微小上升的趋势. 而后, 随着磨损的累积, 势必造成转轴的磨损, 引起漂移系数的增大和系统性能的退化, 从而造成系统的健康状态下降, 安全性水平持续降低. 因此, 评估结果与实际情况相符.

4) 根据图 9, 对比可知, 不综合考虑系统历史记录、当前状态以及未来退化趋势信息所得到的安全性评估结果, 即安全性状态, 其波动性大, 对平台系统的安全性评估结果与实际运行状况不符. 而立足安全现状, 兼顾历史和将来所得到的评估结果更加符合平台的工作实际.

4　结论

本文根据动态系统的运行状态特点, 提出了基于证据推理的融合系统 "历史"、"当前"、"未来" 状态信息的在线安全性评估方法. 首先, 构建了基于三阶 Volterra 级数的在线预测模型, 利用历史数据和实时测试值在线预测指标信息; 其次, 提出了动态更新安全性指标权重的计算方法; 最后, 建立了基于证据推理的融合框架, 融合多个安全性指标和 "历史"、"当前"、"未来" 时刻系统安全性状态, 得到系统综合安全性评估结果. 该方法的优势在于能够根据状态监测获得的数据实时预测指标信息以及更新指标权重, 并利用证据推理方法处理不确定信息, 且综合考虑了系统历史记录、当前状态和未来趋势对系统进行在线安全性评估. 通过对惯性平台系统安全性评估的实验, 验证了该方法对动态系统进行在线安全性评估的有效性.

本文提出的动态系统安全性在线评估方法具有潜在的工程应用价值, 能够为解决一般复杂动态系统的安全性评估问题提供有效途径. 然而, 在工程实际中, 由于不确定性的存在[35−37], 会导致传感器所获取数据的可靠性得不到保证, 这会影响评估结果的合理性. 在未来的研究中, 有必要在利用证据推理方法对数据融合时, 进一步考虑传感器数据的可靠性.

References

1 Zhou Dong-Hua, Shi Jian-Tao, He Xiao. Review of intermittent fault diagnosis techniques for dynamic systems. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(2): 161−171
(周东华, 史建涛, 何潇. 动态系统间歇故障诊断技术综述. 自动化学报, 2014, **40**(2): 161−171)

2 Li Wen-Bo, Wang Da-Yi, Liu Cheng-Rui. Quantitative evaluation of actual fault diagnosability for dynamic systems. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(3): 497−507
(李文博, 王大轶, 刘成瑞. 动态系统实际故障可诊断性的量化评价研究. 自动化学报, 2015, **41**(3): 497−507)

3 Si Xiao-Sheng, Hu Chang-Hua, Zhou Zhi-Jie. Fault prediction model based on evidential reasoning approach. *Science China Information Sciences*, 2010, **40**(7): 954−967
(司小胜, 胡昌华, 周志杰. 基于证据推理的故障预报模型. 中国科学: 信息科学, 2010, **40**(7): 954−967)

4 Siu N. Risk assessment for dynamic systems: an overview. *Reliability Engineering & System Safety*, 1994, **43**(1): 43−73

5 Eryilmaz S. Dynamic assessment of multi-state systems using phase-type modeling. *Reliability Engineering and System Safety*, 2015, **140**: 71−77

6 Wu D D, Chen S H, Olson D L. Business intelligence in risk management: some recent progresses. *Information Sciences*, 2014, **256**: 1−7

7 Zhou Z J, Chang L L, Hu C H, Han X X, Zhou Z G. A new BRB-ER-based model for assessing the lives of products using both failure data and expert knowledge. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, **46**(11): 1529−1543

8 Vališ. Contribution to reliability and safety assessment of systems. *Safety & Reliability*, 2007, **27**(3): 23−35

9 Hu J Q, Zhang L B, Liang W. An adaptive online safety assessment method for mechanical system with pre-warning function. *Safety Science*, 2012, **50**(3): 385−399

10 Stamatelatos M, Dezfuli H, Apostolakis G, Everline C, Guarro S, Mathias D, Mosleh A, Paulos T, Riha D, Smith C, Vesely W, Youngblood R. Probabilistic Risk Assessment Procedures Guide for NASA Managers and Practitioners, NASA/SP-2011-3421, NASA Center for AeroSpace Information, 2011.

11 Fullwood R R. *Probabilistic Safety Assessment in the Chemical and Nuclear Industries*. Boston, MA: Butterworth-Heinemann, 2000.

12 Durga Rao K, Gopika V, Sanyasi Rao V V S, Kushwahaa H S, Vermab A K, Srividyab A. Dynamic fault tree analysis using Monte Carlo simulation in probabilistic safety assessment. *Reliability Engineering & System Safety*, 2009, **94**(4): 872−883

13 Verma A K, Ajit S, Karanki D R. Probabilistic safety assessment. *Reliability and Safety Engineering* (Second edition). London: Springer-Verlag, 2016. 333−372

14 Wang Chen. Condition Assessment of Transmission Equipment based on Condition Monitoring and Failure Alert [Master dissertation], School of Electrical and Electronic Engineering, China, 2015
(王晨. 基于状态监测的输变电设备状态评估及故障预警 [硕士学位论文], 华北电力大学, 中国, 2015)

15 Jiang Yin-Hu. Reliability Evaluation Method Research based on Condition Monitoring for Rotating Parts [Master dissertation], Dalian University of Technology, China, 2014
(江寅虎. 基于状态监测的旋转部件可靠性评估方法研究 [硕士学位论文], 大连理工大学, 中国, 2014)

16 Fang Ming-Jie, Zhou Guang-Hui, Chen Yuan-Sen, Jin Xiao-Li. Reliability prediction for hydraulic system of CNC honing machine based on the operational status information. *Applied Science and Technology*, 2013, **39**(6): 30−33
(万明杰, 周光辉, 程元森, 靳小莉. 基于运行状态信息的数控珩磨机液压系统可靠性预测方法. 应用科技, 2013, **39**(6): 30−33)

17 Hermans E, Van den Bossche F, Wets G. Combining road safety information in a performance index. *Accident Analysis & Prevention*, 2008, **40**(4): 1337−1344

18 Yang J B, Liu J, Wang J, Sii H S, Wang H W. Belief rule-base inference methodology using the evidential reasoning approach-RIMER. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 2006, **36**(2): 266−285

19 Yang J B, Wang Y M, Xu D L, Chin K S. The evidential reasoning approach for MADA under both probabilistic and fuzzy uncertainties. *European Journal of Operational Research*, 2006, **171**(1): 309−343

20 Zhou Z J, Hu C H, Yang J B, Xu D L, Zhou D H. Online updating belief-rule-base using the RIMER approach. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 2011, **41**(6): 1225−1243

21 Zhou Z J, Hu C H, Zhang B C, Xu D L, Chen Y W. Hidden behavior prediction of complex systems based on hybrid information. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2013, **43**(2): 402−411

22 Wang Min. Research on Theory and Methods of Online Dynamic Security Assessment of Large Scale Power System [Master dissertation], Huazhong University of Science & Technology, China, 2013
(王敏. 大电网在线安全评估的理论与方法研究 [硕士学位论文], 华中科技大学, 中国, 2013)

23 Wang Y M, Elhag T M S. Evidential reasoning approach for bridge condition assessment. *Expert Systems with Applications*, 2008, **34**(1): 689−699

24 Nowak R D, Van Veen B D. Volterra filter equalization: a fixed point approach. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1997, **45**(2): 377−388

25 Wei Bao-Lin, Luo Xiao-Shu, Wang Bing-Hong, Quan Hong-Jun, Guo Wei, Fu Jin-Jie. A method based on the third-order Volterra filter for adaptive predictions of chaotic time series. *Acta Physica Sinica*, 2002, **51**(10): 2205−2210
(韦保林, 罗晓曙, 王秉宏, 全宏俊, 郭伟, 傅金阶. 一种基于三阶 Volterra 滤波器的混沌时间序列自适应预测方法. 物理学报, 2002, **51**(10): 2205−2210)

26 Zhang Jia-Shu, Xiao Xian-Ci. A reduced parameter second-order Volterra filter with application to nonlinear adaptive prediction of chaotic time series. *Acta Physica Sinica*, 2001, **50**(7): 1248−1254
(张家树, 肖先赐. 用于混沌时间序列自适应预测的一种少参数二阶 Volterra 滤波器. 物理学报, 2001, **50**(7): 1248−1254)

27 Kalluri S, Arce G R. A general class of nonlinear normalized adaptive filtering algorithms. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, **47**(8): 2262−2272

28 Yang J B, Xu D L. Evidential reasoning rule for evidence combination. *Artificial Intelligence*, 2013, **205**: 1−29

29 Lo T P, Guo S J. Effective weighting model based on the maximum deviation with uncertain information. *Expert Systems with Applications*, 2010, **37**(12): 8445−8449

30 Sheret M. The coefficient of variation: weighting considerations. *Social Indicators Research*, 1984, **15**(3): 289−295

31 Yang J B. Rule and utility based evidential reasoning approach for multiattribute decision analysis under uncertainties. *European Journal of Operational Research*, 2001, **131**(1): 31−61

32 Wang Y M, Yang J B, Xu D L. Environmental impact assessment using the evidential reasoning approach. *European Journal of Operational Research*, 2006, **174**(3): 1885−1913

33 Zhou Z J, Hu C H, Wang W B, Zhang B C, Xu D L, Zheng J F. Condition-based maintenance of dynamic systems using online failure prognosis and belief rule base. *Expert Systems with Applications*, 2012, **39**(6): 6140−6149

34 Yang J B, Xu D L. Nonlinear information aggregation via evidential reasoning in multiattribute decision analysis under uncertainty. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics — Part A: Systems and Humans*, 2002, **32**(3): 376−393

35 Song Ya-Fei, Wang Xiao-Dan, Lei Lei, Xing Ya-Qiong. Evaluating dynamic reliability of sensors based on evidence theory and confusion matrix. *Control and Decision*, 2015, **30**(6): 1111−1115
(宋亚飞, 王晓丹, 雷蕾, 邢雅琼. 基于证据理论和混淆矩阵的传感器可靠性评估. 控制与决策, 2015, **30**(6): 1111−1115)

36 Elouedi Z, Mellouli K, Smets P. Assessing sensor reliability for multisensor data fusion within the transferable belief model. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 2004, **34**(1): 782−787

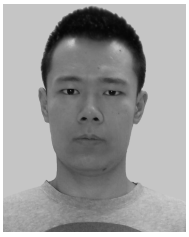
37 Xu Xiao-Bin, Wang Yu-Cheng, Wen Cheng-Lin. Information-fusion method for fault diagnosis based on reliability evaluation of evidence. *Control Theory & Applications*, 2011, **28**(4): 504−510
(徐晓滨, 王玉成, 文成林. 评估诊断证据可靠性的信息融合故障诊断方法. 控制理论与应用, 2011, **28**(4): 504−510)

赵福均 火箭军工程大学控制工程系硕士研究生. 主要研究方向为证据推理, 信息融合, 安全性评估.
E-mail: fujunzhao@hotmail.com
(**ZHAO Fu-Jun** Master student in the Department of Control Engineering, Rocket Force University of Engineering. His research interest covers evidential reasoning, information fusion, and safety assessment.)

周志杰 火箭军工程大学控制工程系副教授. 2010 年获得清华大学博士学位. 主要研究方向为置信规则库, 证据推理, 动态系统建模, 动态系统故障预测, 最优监测及视情维护. 本文通信作者.
E-mail: zhouzj04@mails.tsinghua.edu.cn
(**ZHUO Zhi-Jie** Associate professor in the Department of Control Engineering, Rocket Force University of Engineering. He received his Ph. D. degree from Tsinghua University in 2010. His research interest covers belief rule base, evidential reasoning, dynamic system modeling, fault prognosis and optimal maintenance of dynamic system. Corresponding author of this paper.)

胡昌华 火箭军工程大学控制工程系教授. 1996 年获得西北工业大学博士学位. 主要研究方向为故障诊断与预测, 可靠性工程, 寿命预测和容错控制.
E-mail: hch6603@263.net
(**HU Chang-Hua** Professor in the Department of Control Engineering, Rocket Force University of Engineering. He received his Ph. D. degree from North Western Polytechnic University in 1996. His research interest covers fault diagnosis and prediction, reliability engineering, life prognosis and fault tolerant control.)

常雷雷 火箭军工程大学装备管理工程系讲师. 2014 年获得国防科学技术大学博士学位. 主要研究方向为置信规则库学习与优化, 武器装备体系评估与优化.
E-mail: leileichang@hotmail.com
(**CHANG Lei-Lei** Lecturer in the Department of Management Engineering, Rocket Force University of Engineering. He received his Ph. D. degree from the National University of Defense Technology in 2014. His research interest covers belief rule base, weapons and equipment system of system engineering related assessment and optimization.)



王 力 火箭军工程大学控制工程系硕士研究生. 主要研究方向为证据推理, 置信规则库.
E-mail: 29894431@qq.com
(**WANG Li** Master student in the Department of Control Engineering, Rocket Force University of Engineering. His research interest covers evidential reasoning, belief rule base.)