

# 适航指令案例安全风险灰色评估与预测模型

曹惠玲<sup>1</sup>, 胡彦杰<sup>1</sup>, 赵 洁<sup>2</sup>

(1. 中国民航大学 航空工程学院, 天津 300300;

2. 中国民航大学 法学院, 天津 300300)

**摘 要:** 基于 1996~2019 年的适航指令(CAD)数据,以关联分析得出的典型故障构建评价指标。用风险系数确定白化权函数的边界条件,根据偏差最大化原则确定各指标的权重,提出了基于灰色白化权聚类的安全风险评估模型。利用等时间间隔的各指标数据构成灰色预测模型,并通过优化权重值将预测精度提高了 2.88%。预测的故障数量与实际发生相符,证明了预测模型的准确性,可依据有针对性地提出改进和预防措施,从而减少故障的发生。

**关 键 词:** 适航指令; 关联分析; 灰色聚类模型; 白化权函数; 灰色预测模型

中图分类号: V240.2; X949

文献标志码: A

## Grey evaluation and prediction model of safety risk in airworthiness directive cases

CAO Huiling<sup>1</sup>, HU Yanjie<sup>1</sup>, ZHAO Jie<sup>2</sup>

(1. School of Aeronautical Engineering,

Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. School of Law, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

**Abstract:** Based on the data of China Airworthiness Directive (CAD) in 1996—2019, the evaluation indexes were constructed with the typical failures obtained by correlation analysis. The boundary conditions of whitening weight function were determined by risk coefficient, and the weight of each index was determined according to the principle of maximization of deviation. A safety risk assessment model based on grey whitening weight clustering was proposed. The grey prediction model was constructed by using the index data of equal time interval, and the prediction accuracy was improved by 2.88% by optimizing the weight value. The predicted number of failures was consistent with the actual occurrence, which proved the accuracy of the prediction model. Accordingly, improvement and prevention measures can be put forward to reduce the occurrence of faults.

**Keywords:** airworthiness directives; correlation analysis; grey clustering model;  
whiten the weight function; grey prediction model

近年来,我国飞行需求快速增长的同时,累积了大量的故障案例和数据,如何充分利用这些案例来及时发现和避免事故隐患,是提高民航安全运行水平的关键。由民航局发布的适航指令(China Airworthiness Directive, CAD),是对可能存

在或发生在民用航空产品设计制造阶段的不安全隐患制定强制性检查、改正措施或使用限制,针对 CAD 所涉及的各类故障,对其进行针对性的规律分析,将有利于提前做好预防,提高民航安全生产的能力。

收稿日期: 2021-08-13

基金项目: 中央高校基本科研业务费项目(2020YJS003)

作者简介: 曹惠玲(1962—)女,教授、硕士生导师,博士,主要从事航空发动机性能分析、故障诊断等研究。

引用格式: 曹惠玲, 胡彦杰, 赵洁. 适航指令案例安全风险灰色评估与预测模型[J]. 航空动力学报, 2023, 38(3): 743-751. CAO Huiling, HU Yanjie, ZHAO Jie. Grey evaluation and prediction model of safety risk in airworthiness directive cases[J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(3): 743-751.

国外民航安全风险评价多集中在评价方法的研究上,如基于概率分析的贝叶斯网络模型<sup>[1]</sup>、基于启发式方法的故障树模型<sup>[2]</sup>等。国内相关研究成果主要体现在典型不安全事件的风险评价上<sup>[3-5]</sup>,如采用层次分析法分析飞行运行系统安全性<sup>[6]</sup>、假设故障为泊松流统计飞行事故概率<sup>[7]</sup>等。而在实践中发现,单一算法往往过度依赖人工判断导致无法保证分类精度。为了减少专家判断占的比例,Zhang 等<sup>[8]</sup>建立了一个由支持向量机和深度神经网络集成的机器学习模型,开发了一个基于风险的事件结果分类策略,验证了混合模型量化危险事件后果相关风险的有效性;Dothang 等<sup>[9]</sup>使用 7 种机器学习算法预测无人机的事故风险,准确率为 95.7%;王岩韬等<sup>[10]</sup>使用粗糙集理论约简风险核心指标,然后选用支持向量机(SVM)和神经网络两种机器学习算法,将风险辨识精度提高到 95%。这些方法解决了专家确定权重的人为因素影响,但需要大量的故障数据进行训练,不适用于适航指令数据少但通常引起严重后果的安全风险评价。

由邓聚龙教授团队创立的灰色系统理论,是一种研究少数据、贫信息不确定性问题的新方法<sup>[11-15]</sup>。王衍洋等<sup>[16]</sup>结合灰色系统理论建立航空运行风险的前馈神经网络模型,降低了神经网络模型对样本数量的要求。Wan 等<sup>[17]</sup>基于最大偏差原理确定白化权系数矩阵,使指标差异最大化,改变了传统的基于人、机、环境和管理的安全评价指标体系和方法。灰色系统理论对于解决适航指令的小样本问题有很好的适应性,但仍需解决白化权函数边界的人为判断问题。

为解决小样本与量化边界的问题,提出一种以风险矩阵计算函数边界的灰色评估与预测模型。鉴于适航指令中处理措施对具体故障发生概率的影响,将适航指令事件诱因层面的关联规则作为风险监测指标,采用灰色聚类模型计算安全评价指标,再利用灰色预测模型建立风险监测指标和安全评价指标之间的模型。风险监测指标采用文献<sup>[18]</sup>中高置信度和支持度关联规则所指的 9 种高发故障与 3 种故障根原因,统计从 1996~2019 年 A320 机型的适航指令中各故障发生的次数,使该模型能够通过适航指令从诱因层面反映当年的安全风险,并给出合理的预测。

## 1 基于灰色聚类的安全风险评估模型

根据适航指令样本小、贫信息的特点,采用灰色系统理论中的灰色白化权聚类方法对适航指

令所涉及的案例进行安全风险评价。

### 1.1 基于风险系数的白化权函数

假设  $n$  为聚类对象,选择适航指令中设计或制造等缺陷取样的年份; $m$  为聚类指标,选择适航指令关联规则所挖掘的高发故障种类; $s$  为灰类,即评价结果的风险等级;聚类对象对应于指标的属性值为  $x_{ij}$  ( $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m$ ),即  $i$  时间段内发生某种故障  $j$  的次数。

白化权函数是描述评估对象隶属于某个灰类的函数。将  $n$  个对象关于故障  $j$  的取值分为  $s$  个灰类,称为  $j$  故障的子类,则  $j$  故障的第  $k$  个子类的白化权函数记为  $f_j^k(x)$  ( $j = 1, 2, \dots, m; k = 1, 2, \dots, s$ )。计算  $x_{i,j}$  灰类可能度的白化权函数  $f_j^k(x)$  有 4 种表达式:①标准白化权函数  $f_j^k(x) [x_j^k(\lambda_1^k), x_j^k(\lambda_2^k), x_j^k(\lambda_3^k), x_j^k(\lambda_4^k)]$ ;②下限测度的白化权函数  $f_j^1(x) [x_j^1(\lambda_1^1), x_j^1(\lambda_2^1)]$ ;③适中测度的白化权函数  $f_j^2(x) [x_j^2(\lambda_1^2), x_j^2(\lambda_2^2), x_j^2(\lambda_3^2)]$ ;④上限测度的白化权函数  $f_j^3(x) [x_j^3(\lambda_1^3), x_j^3(\lambda_2^3)]$ 。其中  $x_j^k(\lambda_1^k)$ 、 $x_j^k(\lambda_2^k)$ 、 $x_j^k(\lambda_3^k)$ 、 $x_j^k(\lambda_4^k)$  取值的基本原则是:①所建立的白化权函数应将所有的实际运行数据囊括其中;②实际数据的变化对白化权函数应产生比较明显的权重值变化;③能够体现故障的严重程度,保证发生次数少但引起后果严重的故障也有较大的权重。

为了消除由专家根据适航指令数据为风险系数赋值所带来的主观因素影响,使标准更加统一,并能反映故障风险的大小,本文定义了一种以风险矩阵计算风险系数  $\gamma_j$ , 确定白化权函数的边界条件的方法。

首先,确定各白化权函数的起点  $x_j^k(\lambda_1^k)$

$$x_j^1(\lambda_1^1) = 0.5 \times \left( 1 - \frac{\gamma_j}{\sum_{j=1}^m \gamma_j} \right) \quad (1)$$

$$x_j^2(\lambda_1^2) = x_j^1(\lambda_1^1) + \chi_j \left( 1 - \frac{\gamma_j}{\sum_{j=1}^m \gamma_j} \right) \beta_1 \quad (2)$$

$$x_j^3(\lambda_1^3) = x_j^2(\lambda_1^2) + \chi_j \left( 1 - \frac{\gamma_j}{\sum_{j=1}^m \gamma_j} \right) \beta_1 \quad (3)$$

其中风险系数  $\gamma_j$  为频率与危险程度的乘积,  $\chi_j$  为  $j$  类故障的最大发生次数,  $\beta_1$  为经验系数,由白化权函数相邻边界间隔的平均长度确定,取 0.089。

再确定各白化权函数的其他转折点

$$x_j^k(\lambda_n^k) = x_j^k(\lambda_{k-1}^k) + \chi_j \left( 1 - \frac{\gamma_j}{\sum_{j=1}^m \gamma_j} \right) \beta_2 \quad (n=2,3,4) \quad (4)$$

其中 $\beta_2$ 为经验系数,由白化权函数区间的平均长度确定,取0.228。

根据指标值 $x_{i,j}$ 所属区间,确定其函数值 $f_{i,j}^k = f_j^k(x_{i,j})$ ,进而得到 $k$ 灰类的白化权函数值矩阵 $F_k = (f_{i,j}^k)_{n \times m}$  ( $i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,s$ )。

### 1.2 基于最大偏差原理的指标权重矩阵

确定指标权重是灰色白化权聚类的关键,定义 $W_i = [w_{i,1}, w_{i,2}, \dots, w_{i,m}]$ 为第 $i$ 个年份的权重向量,如果 $W_i$ 能使得第 $i$ 个年份在各灰类下产生差异较大的白化权函数值,则说明指标 $j$ 在聚类系数大小的比较中起到重要作用,应该被赋予较大的权

$$\eta_i = [\eta_{i1}, \eta_{i2}, \dots, \eta_{im}] = \left[ \frac{\sum_{k=1}^s \sum_{l=1}^s |f_{i,1}^k - f_{i,1}^l|}{\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^s \sum_{l=1}^s |f_{i,j}^k - f_{i,j}^l|}, \frac{\sum_{k=1}^s \sum_{l=1}^s |f_{i,2}^k - f_{i,2}^l|}{\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^s \sum_{l=1}^s |f_{i,j}^k - f_{i,j}^l|}, \dots, \frac{\sum_{k=1}^s \sum_{l=1}^s |f_{i,m}^k - f_{i,m}^l|}{\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^s \sum_{l=1}^s |f_{i,j}^k - f_{i,j}^l|} \right] \quad (7)$$

### 1.3 基于灰色聚类系数判断灰类

将白化权函数值矩阵 $F_k$ 和归一化后的权重系数矩阵相乘,可得到各个对象的聚类系数 $\sigma_i$ ,即

$$\sigma_i = [\sigma_i^1, \sigma_i^2, \dots, \sigma_i^s] = \left[ \sum_{j=1}^m f_j^1(x_{i,j}) \eta_j^1, \sum_{j=1}^m f_j^2(x_{i,j}) \eta_j^2, \dots, \sum_{j=1}^m f_j^s(x_{i,j}) \eta_j^s \right] \quad (8)$$

得到灰色聚类系数矩阵 $\sigma_i^k$ ,找出年份 $i$ 的灰色聚类系数最大值所在列,即可判断年份 $i$ 所属的灰类。

综上,构建基于灰色聚类的安全风险评估模型,具体步骤如图1所示。

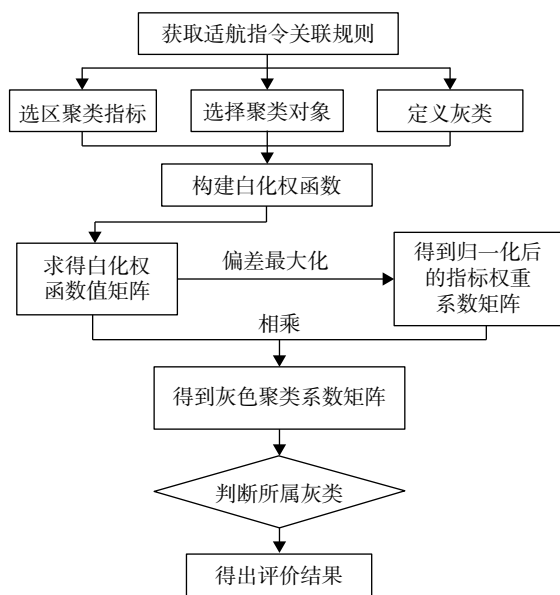


图1 基于灰色聚类的CAD安全风险评估流程

Fig. 1 CAD security risk assessment process based on grey clustering

重。全部灰类 $s$ 下第 $i$ 个年份、第 $j$ 个指标的白化权函数值的加权总偏差用 $V_j(W_i)$ 表示,则有

$$V_j(W_i) = \sum_k V_j^k(W_i) = \sum_{k=1}^s \sum_{l=1}^s |f_{i,j}^k w_{i,j} - f_{i,j}^l w_{i,j}| = \sum_{k=1}^s \sum_{l=1}^s |f_{i,j}^k - f_{i,j}^l| w_{i,j} \quad (5)$$

根据最大偏差原理,只有当所有与指标的加权总偏差之和 $V_j$ 的值最大时,才能最大程度凸显各指标的差异,即

$$V_j = \sum_{j=1}^m V_j(W_i) = \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^s \sum_{l=1}^s |f_{i,j}^k - f_{i,j}^l| w_{i,j} \quad (6)$$

为了使权重向量归一化,根据最优化理论构造Lagrange函数,求得第 $i$ 个年份基于最大偏差的灰色聚类权重向量归一化结果 $\eta_j$ ,即

首先选择聚类对象、聚类指标并定义灰色类别,基于CAD中高发故障的数据,计算白化权边界值,确定不同灰度下各指标的白化权函数值,得到白化权函数矩阵。为了突出各指标评价过程中的差异,采用最大偏差原则确定各指标在不同灰色类别下的权重值,进而得到权重矩阵。以上两个矩阵相乘即得灰色聚类系数矩阵,由每一行聚类系数的最大值确定对象的灰色类别。用该方法可对每年发生故障的风险进行评估,找出故障规律,并进一步预测故障发生的次数。

## 2 基于改进GM(1,1)的故障与原因预测模型

### 2.1 GM(1,1)预测模型与存在的问题

同一种故障在飞机上每年发生的次数并没有明显的规律性,灰色预测模型(grey model (1,1),文中记为GM(1,1))就是累加无规律的原始数据,由累加后规律性较强的数列建模,再累减还原模型得到的数据,即为原始数据的预测值。

假设对于某种故障,原始时间序列 $X^{(0)}$ 有 $n$ 个观察值,记为 $X^{(0)} = \{X^{(0)}(1), X^{(0)}(2), \dots, X^{(0)}(n)\}$ ,依次累加 $X^{(0)}$ 生成1阶累加生成序列 $X^{(1)} = \{X^{(1)}(1),$

$X^{(1)}(2), \dots, X^{(1)}(n)\}$ 。

为了判断 $X^{(1)}$ 序列是否具有指数增长规律,需要准光滑性检验、准指数规律检验以及级比检验原始数列和1阶累加生成序列。

当数列满足检验要求,可对 $X^{(0)}$ 建立GM(1,1)模型,即 $X^{(1)}$ 满足1阶线性白化微分方程

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX^{(1)} = u \quad (9)$$

其中 $a$ 为发展灰度,反映预测的发展趋势; $u$ 为内生成控制系数,反应了数据变化的关系。为求解 $a$ 和 $u$ ,设 $\hat{a} = [a, u]^T$ ,将式(9)中 $\frac{dX^{(1)}}{dt}$ 离散化,有

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} = X^{(1)}(k) - X^{(1)}(k-1) \quad k = 2, 3, \dots, n \quad (10)$$

令

$$Z^{(1)}(k) = \mu X^{(1)}(k) - (1-\mu)X^{(1)}(k-1) \quad k = 2, 3, \dots, n \quad (11)$$

其中 $Z^{(1)}(k)$ 称为式(10)的背景值,  $\mu \in [0, 1]$ ,  $\mu$ 为权重系数。

GM(1,1)模型假定 $\mu$ 取值为0.5,由最小二乘法理论,有

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y_n \quad (12)$$

其中 $Y_n = [x^{(1)}(1) \quad x^{(1)}(2) \quad \dots \quad x^{(1)}(n)]^T$ 。

$$B = \begin{bmatrix} -Z^{(1)}(2) & 1 \\ -Z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -Z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)] & 1 \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)] & 1 \end{bmatrix}$$

将获得的 $\hat{a}$ 代入白化微分方程(式(10))中,求解得到灰色GM(1,1)预测模型

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left[ x^{(0)}(1) - \frac{\mu}{a} \right] e^{-ak} + \frac{\mu}{a} \quad k = 0, 1, 2, \dots, n \quad (13)$$

当 $k$ 大于原始时间序列长度,式(13)算得累加数列的预测值,累减还原即可得到原数列的预测值,从而实现预测功能。

分析求解过程,发现灰色预测GM(1,1)模型存在两个问题:第一,为了便于求解,背景值假定是由一次累加生成序列的紧邻等权生成,即权重 $\mu$ 取值为0.5。但是从理论上无法说明当 $\mu=0.5$ 时,模型的精度最高。试算证明,改进对 $\mu$ 的设定,能够确定使模型预测精度最高的 $\mu$ 值;第二,将 $X^{(0)}(1)$ 作为求解微分方程的初始值,得到的拟合曲线必过点 $(1, X^{(0)}(1))$ 。然而,此模型实际上是一种外推法,初始值的选择应满足拟合结果的 $\sum_{k=1}^n (X^{(0)}(k) - \hat{X}^{(0)}(k))^2$ 最小。

## 2.2 改进的GM(1,1)模型

采用自动寻优定权的方法选择使模型预测精度最高的 $\mu$ 值,改进流程如图2所示。通过各个故障的预测值,对下一段时间内可能发生故障的安全风险进行评估,达到提前预警的目的。

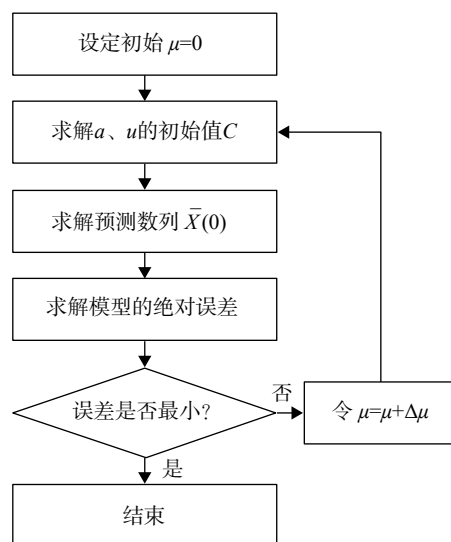


图2 改进GM(1,1)模型的流程

Fig. 2 Improved GM(1,1) model process

令初始权重系数 $\mu=0$ ,由式(12)计算出 $\hat{a} = [a, u]^T$ 。按照最小二乘法原理,初始值的选择应该满足预测值与实际值的离差平方和最小。设离差平方和为

$$S = \sum_{k=1}^n (\hat{X}^{(0)}(k) - X^{(0)}(k))^2 = \left[ C(1-e^a)^{-1} + \frac{u}{a} - X^{(0)}(1) \right]^2 + \sum_{k=2}^n [Ce^{-a(k-1)} - X^{(0)}(k)]^2 \quad (14)$$

其中 $C = \left( X^{(0)}(1) - \frac{u}{a} \right) (1-e^a)$ 。当 $\frac{dS}{dC} = 0$ 时, $S$ 取得最小值,即模型的预测精度最高,解得

$$\hat{X}^{(0)}(k+1) = \frac{\left(X^{(0)} - \frac{u}{a}\right)[1 - e^a]^{-1} + \sum_{k=2}^n X^{(0)}(k) e^{-a(k-1)}}{(1 - e^a)^{-2} + \sum_{k=2}^n e^{-2a(k-1)}} e^{-ak} \quad k = 0, 1, \dots, n-1 \quad (15)$$

利用式(14)计算出 $\mu=0$ 下的预测值与实际值的离差平方和,然后在此基础上增加一个大于0的微小量 $\Delta\mu$ ,即 $\mu \leftarrow \mu + \Delta\mu$ 。重复上述过程,直至 $\mu=1$ 。取预测精度最高的权重作为背景值的最佳权重,并最终以此权重下的改进灰色预测GM(1,1)模型进行预测。

### 3 灰色评估与预测模型在CAD中的应用

#### 3.1 基于关联规则的CAD安全风险监测指标体系

以A320机型的361份CAD中报告的设计、制造或人为造成的缺陷或故障案例为基础,建立安全风险评估与预测模型。由于适航指令执行的强制性,具体故障更正后短期内不再发生,以具体故障为监测指标并不合理。关联规则可以反映该机型频繁发生的故障类别,剔除做出改进措施后不再发生的故障,因此需要建立基于关联规则的CAD安全风险监测指标体系。

CAD中记录的信息主要分为3类属性,分别为CAD基本信息、航空器信息、事件信息。参考美国航空运输协会规范(Air Transport Association Specification No.100, ATA 100)、中国民航规章(China Civil Aviation Regulations, CCAR),将CAD案例的信息进行概化处理,建立多维度数据属性维度分层结构如图3所示。

在前期工作中,按照不完备信息系统属性约简的方法预处理CAD数据,重点针对故障后果的严重程度与故障设计、制造、人为因素分析整理,挖掘关联规则,得到部分典型故障关联规则见表1<sup>[15]</sup>。

关联规则反映了A320适航指令中的典型故障,在灰色聚类分析中,规则可以看作单独的指标,选取前9个故障相关的规则为 $m_1=9$ ,后3类设计、制造、人为因素分析相关的规则为 $m_2=3$ 。选取1996~2019年的24年作为评价对象,即 $n=24$ 。基于关联规则统计CAD安全风险监测指标,如表2所示。

#### 3.2 CAD安全风险评估

将CAD安全风险评估等级分为“高、中、低”3种灰色等级,即 $s=3$ 。 $k=3$ ,即灰类“高”,表示安全等级高的故障或维修成本低的人为缺陷,采用

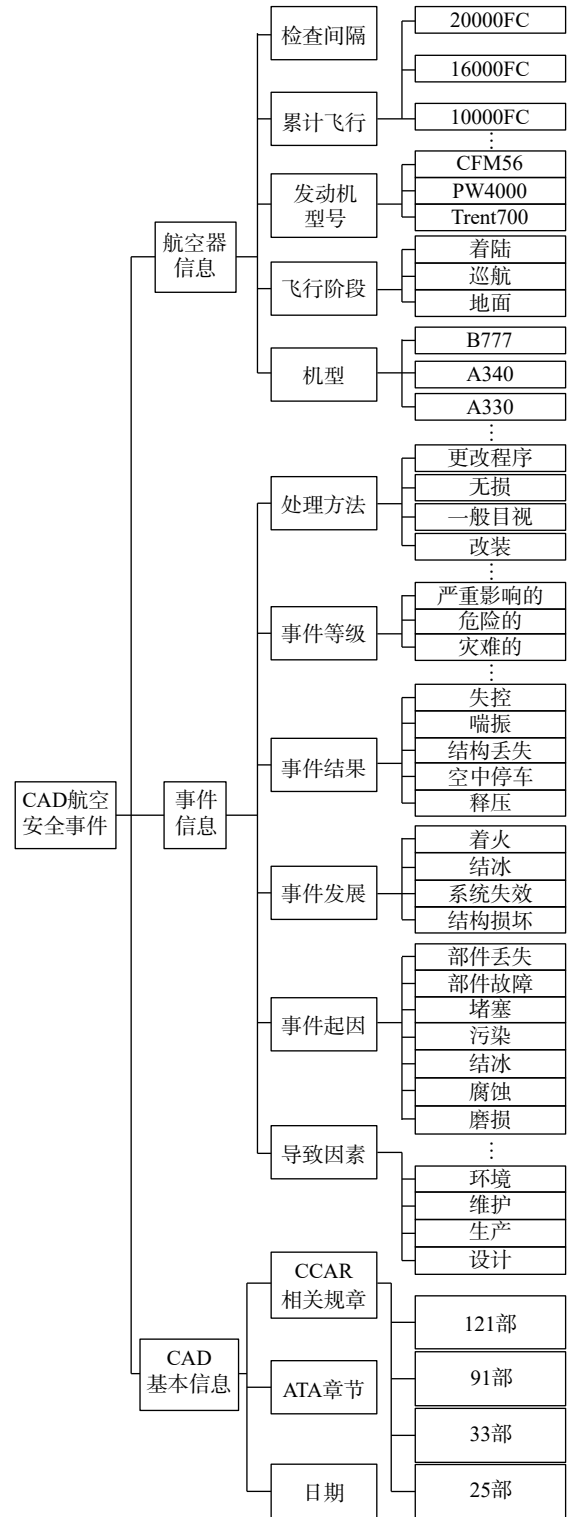


Fig. 3 CAD attribute concept hierarchy

表 1 A320 机型的 CAD 关联规则挖掘结果

Table 1 CAD association rule mining results of A320 models

| 故障编号  | 规则                          | 频率   |
|-------|-----------------------------|------|
| $x_1$ | 隔框, 裂纹, 机身故障→严重影响的          | 0.11 |
| $x_2$ | 翼肋, 机翼故障→严重影响的              | 0.22 |
| $x_3$ | 磨损, 油箱、线束故障→严重影响的           | 0.16 |
| $x_4$ | 舱门作动筒, 液压油渗漏, 主起落架故障→危险的    | 0.12 |
| $x_5$ | 传感器失效, 信号控制组件异常, 收放系统故障→危险的 | 0.08 |
| $x_6$ | 磨损, 发动机短舱吊架故障→危险的           | 0.07 |
| $x_7$ | 发动机失速, 气路故障→灾难的             | 0.11 |
| $x_8$ | 高压引气活门故障、漏气, 发动机故障→灾难的      | 0.06 |
| $x_9$ | 方向舵, 飞行控制系统故障→灾难的           | 0.07 |
| $y_1$ | 设计、制造、人为因素分析→设计缺陷           | 0.44 |
| $y_2$ | 设计、制造、人为因素分析→制造缺陷           | 0.29 |
| $y_3$ | 设计、制造、人为因素分析→人为缺陷           | 0.27 |

表 2 1996~2019 年 A320 机型 CAD 关联规则数量统计

Table 2 Statistics of CAD association rules of A320 models in 1996—2019

| 年份   | 故障编号  |       |     |       |       |       |       |       |
|------|-------|-------|-----|-------|-------|-------|-------|-------|
|      | $x_1$ | $x_2$ | ... | $x_8$ | $x_9$ | $y_1$ | $y_2$ | $y_3$ |
| 1996 | 5     | 3     | ... | 0     | 1     | 8     | 5     | 4     |
| 1997 | 3     | 7     | ... | 0     | 2     | 10    | 6     | 2     |
| ...  | ...   | ...   | ... | ...   | ...   | ...   | ...   | ...   |
| 2018 | 3     | 4     | ... | 1     | 3     | 10    | 7     | 8     |
| 2019 | 3     | 2     | ... | 1     | 4     | 9     | 5     | 4     |

下限测度白化权函数;  $k=2$ , 即灰类“中”, 表示安全等级中等的故障或需要更换部件的制造缺陷, 采用适中测度白化权函数;  $k=1$ , 即灰类“低”, 表示安全等级低的故障或需要改装部件的设计缺陷, 采用上限测度的白化权函数。将后果的严重程度分为“严重影响的”、“危险的”、“灾难的”3 个等级, 与频率相乘得到风险系数 $\gamma$ 。结合式(1)~式(4)确定白化权函数, 求得白化权函数 $f_j^k(x)$  ( $j=1, 2, \dots, 9$ ;  $k=1, 2, 3$ )与 $f_g^k(y)$  ( $g=1, 2, 3$ ;  $k=1, 2, 3$ )见表 3。

根据各指标对应的白化权函数和实际适航指令数据得到不同灰类下的白化权函数值矩阵 $F_1$ 、 $F_2$ 、 $F_3$ 。

由式(7)求出 9 个故障和 3 类导致因素, 分别在最大偏差化下灰色聚类权重向量 $\eta_{i,j}^1$  ( $j=1, 2, \dots, 9$ )和 $\eta_{i,g}^2$  ( $g=1, 2, 3$ )。由式(8)可以求得 9 个

表 3 白化权函数

Table 3 White the weight function

| 参数    | $k=1$           | $k=2$                | $k=3$            |
|-------|-----------------|----------------------|------------------|
| $j=1$ | [ , 0.47, 2.18] | [1.14, 2.85, , 4.56] | [3.51, 5.23, , ] |
| $j=2$ | [ , 0.44, 1.83] | [0.98, 2.28, , 3.78] | [2.93, 4.32, , ] |
| ...   | ...             | ...                  | ...              |
| $j=9$ | [ , 0.44, 1.24] | [0.75, 1.56, , 2.36] | [1.87, 2.68, , ] |
| $g=1$ | [ , 1.18, 2.44] | [2.10, 3.37, , 4.64] | [4.3, 5.57, , ]  |
| $g=2$ | [ , 2.19, 3.71] | [3.30, 4.82, , 6.33] | [5.93, 7.44, , ] |
| $g=3$ | [ , 2.63, 4.46] | [3.97, 5.79, , 7.62] | [7.13, 8.95, , ] |

故障和 3 类设计、制造、人为因素分析的灰色聚类系数矩阵 $\sigma_{1,i}$ 和 $\sigma_{2,i}$ 。

最后找出每个样本故障聚类系数 $\sigma_{1,i}^k$ 最大的值 $A_{\max,1}$ 即为对象所属灰类, 即风险等级; 设计、制造、人为因素分析聚类系数 $\sigma_{2,i}^k$ 最大的值 $A_{\max,2}$ 作为分析维护成本的依据, 由此得到 1996~2019 年 CAD 安全风险评价结果如表 4 所示。

表 4 1996~2019 年 CAD 安全风险评估结果

Table 4 CAD safety risk assessment results in 1996—2019

| 年份   | $A_{\max,1}$ | $A_{\max,2}$ | 灰类(风险等级) |
|------|--------------|--------------|----------|
| 1996 | $\sigma_1^1$ | $\sigma_2^3$ | 高        |
| 1997 | $\sigma_1^1$ | $\sigma_2^3$ | 高        |
| ...  | ...          | ...          | ...      |
| 2018 | $\sigma_1^3$ | $\sigma_2^3$ | 低        |
| 2019 | $\sigma_1^2$ | $\sigma_2^3$ | 中        |

由评估结果可见, 适航指令反映出 A320 机型这 24 年处于“高”、“中”、“低”安全水平状态的比例为 6 : 1 : 1, 整体事故征候的数量呈上升趋势。对于“中”安全水平状态的年份, 2002 年的主要故障是, 机翼故障、油箱线束故障和发动机短舱吊架故障; 2019 年的主要故障是, 机身故障、油箱线束故障和飞行控制系统故障。对于“低”安全水平状态的年份, 2014 年的主要故障是, 机身隔框裂纹、气路故障导致的发动机失速与机翼故障; 2018 年的主要故障是, 隔框裂纹导致的机身故障、材料导致的后底舱腐蚀、机翼故障与油箱防火隐患。

结合评估结果与故障机理研究, 给出以下建议: 疲劳裂纹导致的隔框故障呈周期性发生, 航空公司应该按照规律和机理进行机身隔框检查, 避免裂纹发展导致机舱释压; 气路故障容易导致

发动机失速,进而造成严重灾难,故障频率呈上升趋势,应当引起维修人员的警惕;翼肋故障和油箱线束的防火隐患,在每年的故障报告中频繁发生,设计和制造部门应当改进翼肋的结构和材料,更合理地设计油箱内的线束,避免因线束磨损漏电导致油箱失火。这些故障,大部分是由于设计或制造缺陷导致,如发动机短舱后吊点,经常由于磨损问题改装,需要从设计上解决此类故障;由于管路腐蚀导致乘客化学氧气产生器故障,是制造的材料达不到标准。此外,应该加强设计制造与维修人员的管理,尽量减少人为缺陷故障。

### 3.3 CAD 安全风险预测

#### 3.3.1 CAD 改进 GM(1,1)模型的建立

为了解 A320 机型每年故障的发生情况,采用改进的 GM(1,1)模型预测每项指标。首先,进行准光滑性检验、准指数规律检验以及级比检验,经判断,故障序列均满足指数增长规律;然后,按照式(14),计算各权重下模型的离差平方和。

以  $x_7$ “发动机失速,气路故障→灾难的”为例,当  $\mu=0.27$  时,预测值与实际值的离差平方和最小,即模型的预测精度最佳,由式(12)得出

$$\hat{\alpha} = [a, u]^T = [-0.061\ 69, 0.738\ 04]^T, C = 11.964\ 65$$

即改进后的预测模型为

$$\hat{X}^{(1)}(k+1) = 11.965 \cdot (1 - e^{-0.062k})^{-1} e^{-0.062} - 11.965$$

$$k = 1, 2, \dots, 24$$

将故障  $x_7$  的叠加值(故障累计发生的次数)与最小二乘支持向量机(least squares-support vector machines, LS-SVM)的预测值 GM(1,1)的预测值、改进 GM(1,1)的预测值进行比较,预测曲线如图4所示,具体误差如表5所示。

3种算法的方均根误差(root mean squared er-

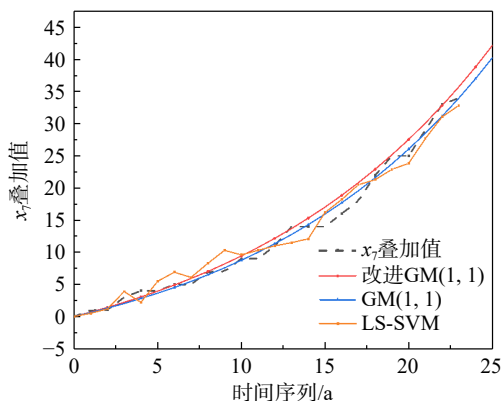


图4  $x_7$  叠加值预测曲线

Fig. 4  $x_7$  superposition value prediction curve

表5  $x_7$  叠加值预测值及误差比较

Table 5  $x_7$  superposition prediction value and error comparison

| 年份   | 叠加值 | LS-SVM 模型 |      | GM(1,1) 模型 |      | 改进 GM(1,1) 模型 |      |
|------|-----|-----------|------|------------|------|---------------|------|
|      |     | 预测值       | 离差平方 | 预测值        | 离差平方 | 预测值           | 离差平方 |
| 1996 | 0   | 0         | 0    | 0          | 0    | 0             | 0    |
| 1997 | 1   | 0.51      | 0.24 | 0.63       | 0.14 | 0.69          | 0.10 |
| ⋮    | ⋮   | ⋮         | ⋮    | ⋮          | ⋮    | ⋮             | ⋮    |
| 2016 | 25  | 23.83     | 1.37 | 26.05      | 1.10 | 25.55         | 0.30 |
| 2017 | 29  | 27.68     | 1.74 | 28.52      | 0.23 | 30.10         | 1.21 |
| 2018 | 33  | 31.07     | 3.72 | 31.16      | 3.39 | 32.83         | 0.03 |
| 2019 | 34  | 32.84     | 1.35 | 33.98      | 0.00 | 34.73         | 0.53 |

ror, RMSE)分别为 3.207 5、1.126 8、1.094 3,可见,GM(1,1)模型比 LS-SVM 模型 RMSE 值减小了 65.88%,更适合小样本数据的预测。改进 GM(1,1)模型比 GM(1,1)模型 RMSE 值减小了 2.88%。虽然预测数值相差不多,但在最大偏差法聚类各个指标时,就可能导致评估结果不同。

#### 3.3.2 CAD 改进 GM(1,1)模型的验证

2020 年,共发布 28 条关于 A320 机型的适航指令,各故障预测结果与实际值对比如图5所示。

由图5可以看出,改进 GM(1,1)模型预测的结果接近实际值。按照安全风险评估的方法聚类 2020 年的适航指令案例,实际值与预测值的聚类结果如表6所示。

由评估结果可见,实际值和预测值均反映出 A320 机型 2020 年处于“低”安全水平状态。结合故障数据可知,2020 年适航指令关于机身的故障报告占 32.1%,主起落架故障占 21.4%,气路故障导致的发动机失速占 10.7%。

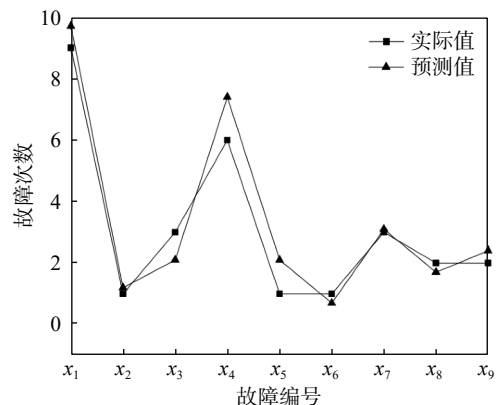


图5 2020 年适航指令实际值与预测值对比

Fig. 5 Comparison of actual and predicted CAD value in 2020

表6 2020年CAD安全风险评估结果  
Table 6 CAD safety risk assessment results 2020

| 参数           | 实际值     | 预测值     |
|--------------|---------|---------|
| $\sigma_1^1$ | 0.121 7 | 0.130 2 |
| $\sigma_1^2$ | 0.191 1 | 0.169 2 |
| $\sigma_1^3$ | 0.536 7 | 0.537 3 |
| 灰类           | 低       | 低       |

### 3.3.3 CAD改进GM(1,1)模型的预测

基于以上分析,改进GM(1,1)模型能够较好地预测故障的发生。对接下来5年,A320机型可能出现的故障进行安全风险预测,按照故障类别划分,预测结果如图6所示。

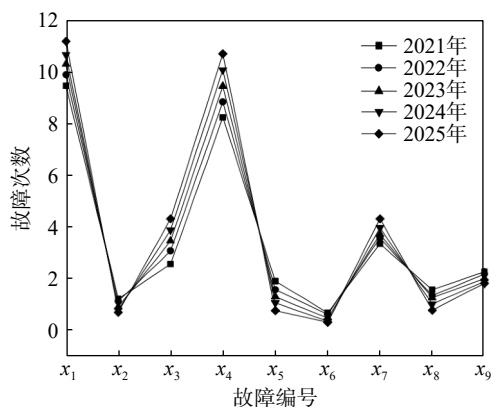


图6 CAD安全风险预测

Fig. 6 CAD security risk prediction

由CAD安全风险预测结果可以看出,未来五年内,机身隔框故障风险、发动机气路故障、燃油系统的防火缺陷、起落架作动筒故障呈上升趋势;由材料腐蚀引起的缺陷、CFM56-5B引气活门故障、机翼故障、传感器失效呈下降趋势。评估五年的安全风险,结果如表7所示。

表7 2021~2025年CAD安全风险评估结果  
Table 7 CAD safety risk assessment results 2021—2025

| 年份   | $\sigma_1^1$ | $\sigma_1^2$ | $\sigma_1^3$ | 灰类 |
|------|--------------|--------------|--------------|----|
| 2021 | 0.125 6      | 0.281 9      | 0.454 0      | 低  |
| 2022 | 0.141 7      | 0.344 7      | 0.421 3      | 低  |
| 2023 | 0.216 9      | 0.241 7      | 0.424 6      | 低  |
| 2024 | 0.271 7      | 0.145 3      | 0.439 2      | 低  |
| 2025 | 0.353 7      | 0.092 1      | 0.431 9      | 低  |

由预测与评估结果可看出,近5年A320机型处于“低”安全水平状态。这些故障中,设计造缺陷占49.6%~52.9%,制造缺陷占28.9%~31.3%,

人为缺陷占15.7%~21.4%。为减少故障发生概率,关联规则可以指导厂家发现其设计缺陷,提高飞机的设计可靠性;制造部门对部件的选材也应该及时做出调整,提高关键部件的安全裕度;人为因素与航空器故障密切相关,尤其是对制造和维修人员的管理,直接影响航空器的安全性。

## 4 结 论

1) 利用关联分析得出了典型故障构建评价指标,提出了基于灰色白化权聚类的CAD安全风险评估模型,可以实现样本小、贫信息下CAD的安全风险评估,并从根原因层面反映事故链的具体权重,便于针对事故原因做出具体的预防措施。

2) 定义了一种以风险矩阵计算风险系数确定白化权函数边界条件的方法。在保证划分区间符合基本原则的前提下,代替了由专家根据具体数据赋值,减少了人为判断主观性造成的影响,并能合理反映故障风险的大小。

3) 采用改进的GM(1,1)模型预测不同故障的数量,通过自动寻优定权的方法改变初始权重系数 $\mu$ ,预测精度提高了2.88%。预测结果符合2020年CAD的发布,并预测了后5年CAD涉及的故障风险,针对各故障的发生情况给出了建议。

## 参考文献:

- [1] ZHANG X G, MAHADEVAN S. Bayesian network modeling of accident investigation reports for aviation safety assessment[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2020, 30(20): 860-901.
- [2] SEUNGWON N, JOHN S. Barrier analysis of an aviation safety assessment model[J]. Incose International Symposium, 2018, 28(1): 616-627.
- [3] 张泽京, 张曙光, 柳旭, 等. 无人机系统安全目标水平预估方法[J]. 航空动力学报, 2018, 33(4): 1017-1024.  
ZHANG Zejing, ZHANG Guangshu, LIU Xu, et al. Estimated method of target level of safety for unmanned aircraft system[J]. Journal of Aerospace Power, 2018, 33(4): 1017-1024. (in Chinese)
- [4] 鲍梦瑶, 李果, 丁水汀. 基于模型的航空发动机系统安全性研究[J]. 航空动力学报, 2016, 31(8): 2029-2039.  
BAO Mengyao, LI Guo, DING Shuiting. Research on model-based safety analysis for aero-engine[J]. Journal of Aerospace Power, 2016, 31(8): 2029-2039. (in Chinese)
- [5] 楚娜娜, 张曙光, 高艳蕾, 等. 基于Simscape模型的航空发动机系统安全性分析方法[J]. 航空动力学报, 2021, 36(4): 885-896.  
CHU Nana, ZHANG Shuguang, GAO Yanlei, et al. Safety analysis method of aero-engine systems based on Simscape model[J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(4): 885-896. (in Chinese)
- [6] 文军. 基于灰色多层次的航空公司飞行安全评价研究[J]. 中国安全科学学报, 2010, 20(2): 29-34, 178.  
WEN Jun. Airline flight safety risk assessment based on grey hierarchy method[J]. China Safety Science Journal, 2010, 20(2): 29-34,

178. (in Chinese)
- [7] 葛志浩, 徐浩军, 刘琳, 等. 飞行事故概率模型与风险评估方法[J]. 中国安全科学学报, 2008, 18(2): 162-165, 180.  
GE Zhihao, XU Haojun, LIU Lin, et al. Probability model for flight accidents and risk assessment method[J]. China Safety Science Journal, 2008, 18(2): 162-165, 180. (in Chinese)
- [8] ZHANG X G, MAHADEVAN S. Ensemble machine learning models for aviation incident risk prediction[J]. Decision Support Systems, 2018, 116(18): 48-63.
- [9] DOTHANG T, WOOJIN C. Using machine learning algorithms to predict the risk of small unmanned aircraft system violations in the national airspace system[J]. Journal of Air Transport Management, 2020, 86(20): 161-171.
- [10] 王岩韬, 赵巍飞. 基于多算法协作的航班运行风险辨识研究[J]. 中国安全科学学报, 2018, 28(6): 166-172.  
WANG Yantao, ZHAO Yifei. Research on flight operations risk identification based on multi-algorithm collaboration[J]. China Safety Science Journal, 2018, 28(6): 166-172. (in Chinese)
- [11] 崔杰, 党耀国, 刘思峰. 基于灰色关联度求解指标权重的改进方法[J]. 中国管理科学, 2008, 26(5): 141-145.  
CUI Jie, DANG Yaoguo, LIU Sifeng. An improved approach for determining weights of attributes in decision making based on grey incidence[J]. Chinese Journal of Management Science, 2008, 26(5): 141-145. (in Chinese)
- [12] 党耀国, 耿率帅, 尚中举. 基于指标信息量的灰色可能度聚类模型研究[J]. 数学的实践与认识, 2020, 50(14): 6-11.  
DANG Yaoguo, GENG Shuaishuai, SHANG Zhongju. Research on the grey clustering model based on information of data index[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2020, 50(14): 6-11. (in Chinese)
- [13] 段辉明, 吴雨, 龙杰. 数据信息对灰色GM(1, 1)模型的影响[J]. 统计与决策, 2021, 37(5): 54-59.  
DUAN Huiming, WU Yu, LONG Jie. Influence of data information on grey GM(1, 1) model[J]. Statistics and Decision, 2021, 37(5): 54-59. (in Chinese)
- [14] ELVIS T, ASUMING F E, DANIEL K, et al. Improvement of gray system model using particle swarm optimization[J]. Journal of Electrical Systems and Information Technology, 2021, 8(1): 12-27.
- [15] GURCAN C, NEGASH B, NATHAN H. Improved grey system models for predicting traffic parameters[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 177(21): 72-83.
- [16] 王衍洋, 曹义华. 航空运行风险的灰色神经网络模型[J]. 航空动力学报, 2010, 25(5): 1036-1042.  
WANG Yanyang, CAO Yihua. Gray neural network model of aviation safety risk[J]. Journal of Aerospace Power, 2010, 25(5): 1036-1042. (in Chinese)
- [17] WAN J, XIA Z H, ZHU X P. Operational safety risk assessment of civil aviation based on grey clustering[J]. Journal of Physics, 2019, 168(3): 109-117.
- [18] 曹惠玲, 胡彦杰. 适航指令设计制造缺陷案例关联分析方法研究[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(11): 54-63.  
CAO Huiling, HU Yanjie. Association analysis method of CAD design and manufacturing defect cases[J]. China Safety Science Journal, 2021, 31(11): 54-63. (in Chinese)

(编辑: 王碧珺)