

文章编号:1674-8190(2022)03-171-08

基于云贝叶斯网络的运输飞机超轮速风险评估

钱宇,龙涛

(中国民用航空飞行学院 飞行技术学院, 广汉 618307)

摘要: 起飞超轮速严重威胁飞行安全,为了有效评估运输飞机起飞时在不确定性因素影响下的超轮速风险水平,提出一种基于云模型和贝叶斯网络的评估模型。选取抬轮速度、总重、低压转子转速、抬轮率、抬轮时机、升降舵控制量、风的分量、总温8个指标,建立超轮速风险指标体系;运用基于启发式高斯云变换算法和正向高斯云算法的云模型,实现超轮速风险等级软划分和指标离散化,并确定各指标的先验概率;构建超轮速风险的贝叶斯网络,基于所建网络和节点信息计算节点后验概率,通过网络反向诊断得到超轮速的主要诱因。结合实际运行数据进行仿真验证,结果表明:评估结果符合实际情况,验证了模型的有效性。研究结果可为超轮速事件分析、民航运行安全风险管理提供理论依据。

关键词: 飞行安全;轮速;云模型;贝叶斯网络;风险评估

中图分类号: V328

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2022.03.20

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Risk Assessment on Transport Aircraft Exceeding Tire Speed Rating Based on Cloud Bayesian Network

QIAN Yu, LONG Tao

(School of Flight Technology, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

Abstract: The exceeding tire speed rating during takeoff will seriously threaten the flight safety. In order to effectively evaluate the risk level of the exceeding tire speed rating during take-off of the transport aircraft, an evaluation model based on cloud model and Bayesian network is proposed. This research selects eight risk indexes, including rotation speed, total weight, low pressure rotor speed, rotation rate, rotation time, elevator control amount, wind component and total air temperature to build the risk index system for exceeding tire speed rating. Then, the cloud model based on heuristic Gaussian cloud transformation algorithm and forward Gaussian cloud algorithm is used to realize the soft classification of exceeding tire speed rating risk level and the discretization of the indexes, and the prior probability of the indexes is calculated. Moreover, the Bayesian network for exceeding tire speed rating risk is constructed, and based on the established network and nodes information, the posterior probability of the nodes is calculated and the main inducement of exceeding tire speed rating is obtained through network reverse diagnosis. Finally, the simulation experiment has been completed by using the actual operation data from the airlines, and the results show that the evaluation results are consistent with the actual situation, which verify the effectiveness of the model. Therefore, the research can provide theoretical basis for the exceeding tire speed rating analysis and civil aviation takeoff safety risk management.

Key words: flight safety; tire speed rating; cloud model; Bayesian network; risk assessment

收稿日期:2021-06-27; 修回日期:2021-11-10

基金项目:国家自然科学基金民航联合基金(U2033213);民航飞行技术与飞行安全重点实验室自主研究项目(FZ2020ZZ01)

通信作者:钱宇, qianyu@cafuc.edu.cn

引用格式:钱宇,龙涛.基于云贝叶斯网络的运输飞机超轮速风险评估[J].航空工程进展,2022,13(3):171-178.

QIAN Yu, LONG Tao. Risk assessment on transport aircraft exceeding tire speed rating based on cloud Bayesian network[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2022, 13(3): 171-178. (in Chinese)

0 引言

民航运行中,尤其是高原、高高原机场,起飞超轮速是主要的风险之一。起飞超轮速是指在地面加速起飞过程中,飞机监控的离地地速超过使用轮胎的型号限值^[1]。超轮速可能造成轮胎碎片脱离,甚至出现爆胎的情况,对飞行安全造成严重威胁^[2]。超轮速及其风险因素具有不确定性、多元性和复杂性等特点,使得综合处理超轮速风险信息困难较大。准确评价各类指标水平,有效评估超轮速风险,能够帮助航空公司采取合理措施实现超轮速风险管控,对保障安全运行意义重大。

目前针对超轮速的研究主要为结合具体案例的理论分析^[3-5],鲜有对其风险的研究。传统的航空风险评估研究,通常应用风险矩阵法^[6-7]、德尔菲法^[8]、层次分析法以及模糊综合评价法^[9]构建评估模型,主要依赖于专家的先验知识,主观性较强,难以保证风险评估的精度。为了对航空风险进行量化研究,研究人员利用实际运行数据,通过数学模型进行风险计算。M. Hejase等^[10]将基于马尔可夫链的回溯过程算法应用于无人机动态概率风险评估;郭媛媛等^[11]通过故障模式与响应分析(Failure Mode and Effects Analysis,简称FMEA)和故障树分析(Fault Tree Analysis,简称FTA)相结合的方法进行单机风险评估;武朋玮等^[12]引入可达集方法分析了不同条件下的结冰风险概率。结合传统数学方法的风险分析,无法准确提取数据信息,而智能算法能够通过学习的方式从数据中提取特征,使得数据分析更为准确,引入智能算法也为航空风险评估提供了新的解决方案。Wang L P等^[13]引入BP神经网络有效实现了舰载机着陆风险分析;E. S. Ayra等^[14]构建了基于贝叶斯网络(Bayesian Network,简称BN)的运输飞机冲出跑道风险评估模型。贝叶斯网络具有良好的不确定性推理能力,是用于评估推理的理想建模方法,但要求节点数据为离散型。传统的离散硬化分方法无法体现概念的模糊性,而云模型具有良好的不确定性知识表达能力,能够以最小的信息损失将连续数据转化为离散区间,充分体现离散概念的模糊性^[15-16]。超轮速及其风险因素具有不确定性,引入贝叶斯网络和云模型,可以解决不确定性因素影响下的超轮速风险评估问题。

本文运用云模型对超轮速风险等级进行量化

划分,通过贝叶斯网络实现双向推理,构建民航运输飞机超轮速风险评估模型,并利用航班实际运行数据进行仿真验证,以期为航空公司实现超轮速风险管理提供理论支持。

1 云模型与贝叶斯网络

1.1 云模型

云模型包含多种类型,云的类型主要与云滴的概率分布有关。基于高斯分布的云模型,称为高斯云,是最常用的云模型。对高斯云和云滴有如下定义:对于定量论域 U ,有定性概念 $C \subset U$ 。若 C 的一个随机实现值 x 服从高斯分布,且 $x \in U$,则 x 隶属于 C 的确定度 $\mu(x) \in [0, 1]$,此时定性概念 C 可由 (x, μ) 的联合分布来表达,记为 $C(x, \mu)$,称为云,而每个 x 表示一个云滴。

云模型在概率论和模糊理论的基础上,通过云的三个数字特征,即期望(Ex)、熵(En)、超熵(He),实现对概念的表达,记为 $C(Ex, En, He)$ 。高斯云模型通过两类算法实现定性定量的转换。在已知 $C(Ex, En, He)$ 的条件下,正向高斯云(Forward Gaussian Cloud,简称FGC)算法能够生成指定数量的云滴,得到概念的定量数据集。而启发式高斯云变换(Heuristic Gaussian Cloud Transformation,简称HGCT)算法则根据统计数据计算得到 $C(Ex, En, He)$,实现问题域中的统计数据向包含不同信息量的多个定性概念的转换。

1.1.1 正向高斯云算法

正向高斯云算法以云滴个数 N 和云数字特征为输入,以 N 个云滴 x_i 及其隶属于概念的确定度 μ_i 为输出,得到定量数据集^[17]。具体步骤如下:

(1) 指定云滴个数 N ,给定云数字特征 $C(Ex, En, He)$ 。

(2) 生成服从高斯分布的随机数 En_i' :

$$En_i' \sim N(En, He^2) \quad (1)$$

式中: $i=1, 2, \dots, N$ 。

(3) 生成服从高斯分布的随机数 x_i :

$$x_i \sim N(Ex, En_i'^2) \quad (2)$$

式中: x_i 为定量论域中的云滴。

(4) 根据钟形隶属函数,计算云滴 x_i 对应的确定度:

$$\mu_i = e^{-\frac{(x_i - Ex)^2}{2En_i'^2}} \quad (3)$$

(5) 重复步骤(2)~步骤(4),直至生成 N 个云滴,并获得相应的 N 个确定度。

1.1.2 启发式高斯云变换算法

启发式高斯云变换算法,通过给定数据样本集的概念个数 M ,利用高斯混合模型分别获得 M 个高斯云的分布参数,计算每个高斯云的熵、超熵和概念含混度。该算法既可以反映概念边缘不确定性区域样本的亦此亦彼性,实现概念的软化分;又可以利用高斯云中的熵和超熵,确定概念的含混度,进而根据概念含混度调整优化概念的划分^[18]。具体步骤如下:

(1) 获取数据样本 x_i ,其中 $i=1,2,\dots,N$, N 为云滴个数;给定概念个数 M 。

(2) 利用高斯混合模型将数据样本转换为 M 个高斯分布 $G(\mu_k, \sigma_k)$ 。其中, μ_k 为对应高斯分布的期望, σ_k 为对应高斯分布的标准差, $k=1,2,\dots,M$ 。

(3) 计算第 k 个高斯云标准差变化区间 $[\alpha \times \sigma_k, \sigma_k]$ 和对应的缩放比 α_k 。

$$\alpha_k = \min(\alpha_{k1}, \alpha_{k2}) \quad (4)$$

α_{k1} 为第 k 个高斯云与左边相邻高斯云之间无交错的缩放比,满足:

$$\mu_{k-1} + 3\alpha_1\sigma_{k-1} = \mu_k - 3\alpha_1\sigma_k \quad (5)$$

α_{k2} 为第 k 个高斯云与右边相邻高斯云之间无交错的缩放比,满足:

$$\mu_k + 3\alpha_2\sigma_k = \mu_{k+1} - 3\alpha_2\sigma_{k+1} \quad (6)$$

(4) 计算第 k 个概念的高斯云数字特征 $C(Ex_k, En_k, He_k)$:

$$Ex_k = \mu_k \quad (7)$$

$$En_k = \frac{(1 + \alpha_k) \times \sigma_k}{2} \quad (8)$$

$$He_k = \frac{(1 - \alpha_k) \times \sigma_k}{6} \quad (9)$$

(5) 计算第 k 个概念的含混度 CD_k :

$$CD_k = \frac{3 \times He_k}{En_k} = \frac{1 - \alpha_k}{1 + \alpha_k} \quad (10)$$

(6) 根据含混度 CD 的大小调整概念个数 M ,重复上述步骤,直至获得具有较成熟概念的高斯云。

1.2 贝叶斯网络

贝叶斯网络由网络拓扑结构和网络参数组成。其结构是一个有向无环图,包括节点和有向连线。其中,节点表示所研究问题中的随机变量;

有向连线表示节点间存在因果关系,其起点是父节点,指向的是子节点。贝叶斯网络基于概率论进行不确定性推理,以条件概率表(Conditional Probability Table,简称CPT)作为网络参数^[19-20]。CPT是条件概率分布的集合,即在父节点取不同值的情况下子节点的概率分布。

任意节点与其父节点间的条件概率分布可以表示为: $P[X_i | \text{Parents}(X_i)]$ ($i=1,2,\dots,n$)。其中, X_i 为子节点; $\text{Parents}(X_i)$ 为父节点; n 为子节点个数。

贝叶斯网络以贝叶斯公式为依据^[21]。贝叶斯公式为

$$P(B_i | X) = \frac{P(XB_i)}{P(X)} = \frac{P(B_i)P(X|B_i)}{\sum_{j=1}^m P(B_j)P(X|B_j)} \quad (11)$$

式中: X 为子节点的一个特征,由于每个节点均包括多个特征,设某节点特征个数为 p ,则 $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)^T$; B_i 为父节点的不同取值,对应其类别, $i=1,2,\dots,m$; $P(B_i)$ 为父节点的先验概率; $P(X|B_i)$ 为在已知父节点某取值的条件下,出现特征 X 的概率; $P(B_i|X)$ 为在子节点呈现特征 X 时,父节点分属不同类别的后验概率。

2 超轮速风险模型及指标体系

2.1 超轮速风险评估模型

基于云模型和贝叶斯网络的超轮速风险评估模型,融合了云模型良好的不确定性知识转化能力和贝叶斯网络的不确定性推理能力。首先利用云模型对贝叶斯网络节点进行离散化处理,对超轮速风险进行等级划分,同时进行概率转化,得到网络节点概率;然后经过贝叶斯网络推理,确定各节点的后验概率;最后根据正向评估和反向诊断进行风险评估。具体步骤如下:

(1) 建立起飞超轮速风险指标体系,利用基于启发式高斯云变换算法和正向高斯云算法的云模型,得到各概念的云滴及其隶属于各概念的确定度。考虑云滴生成的随机性,对由云模型多次处理得到的确定度求均值,通过确定度大小与索引值的对应关系,将连续型数据转化为离散样本。

(2) 将得到的综合确定度值转化为概率值,即

指标的先验概率。

$$P(\mu_i) = \frac{\mu(\mu_i)^{1/\alpha}}{\sum_{j=1}^k \mu(\mu_j)^{1/\alpha}} \quad (\alpha = 1) \quad (12)$$

式中： $\mu(\mu_i)$ 为各指标隶属于各概念的综合确定度值； $P(\mu_i)$ 为由确定度转化的概率值； α 为一致性检验参数， $\alpha \in [0, 1]$ ，其值越大，确定度与对应概率的一致性越高^[22]。

(3) 建立贝叶斯网络结构，以超轮速风险指标为网络节点。

(4) 将步骤(1)得到的离散样本和步骤(2)得到的概率输入网络，利用最大似然估计(Maximum Likelihood Estimation, 简称MLE)算法进行网络参数学习。

(5) 正向评估。根据已知网络节点信息，通过网络推理得到各节点后验概率，判断超轮速风险属于哪一等级的概率大，即确定该样本的超轮速风险为哪一风险等级。

(6) 反向推理。对比超轮速某风险等级下的各节点状态后验概率与对应的先验概率，计算概率的变化率，并对变化率的绝对值进行排序。根据变化率绝对值大小，确定关键风险因素。

超轮速风险评估流程如图1所示。

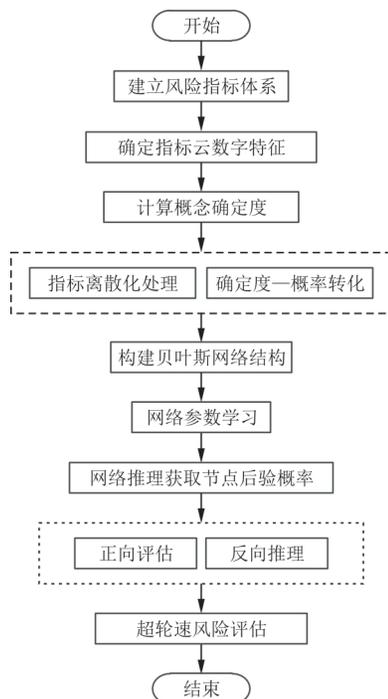


图1 基于云贝叶斯网络的超轮速风险评估流程
Fig. 1 Risk assessment process of exceeding tire speed rating based on cloud Bayesian network

2.2 超轮速风险指标体系

构建超轮速风险指标体系是开展风险评估研究的基本前提。超轮速的影响因素较多，且涉及多个方面，为获得较全面的超轮速风险指标，研究从飞机性能、飞机姿态、飞行操纵和环境四个方面，针对超轮速相关因素进行分析，初步确定超轮速风险因素，并收集相关运行数据。

利用运行数据，通过相关性分析和主成分分析对初始风险因素集进行筛选，确定出关键因素作为超轮速风险指标。根据文献[23]，最终选取8个风险指标：抬轮速度、飞机总重、低压转子转速、抬轮率、升降舵控制量、抬轮时机、风的分量、总温。构建超轮速风险指标体系，如图2所示。

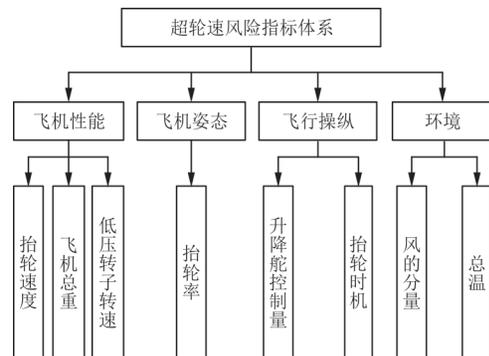


图2 超轮速风险指标体系

Fig. 2 Risk indexes system of exceeding tire speed rating

3 算例仿真

本文利用空客 A319 机型执飞拉萨贡嘎机场的 441 个起飞航班的快速存取记录器(Quick Access Recorder, 简称 QAR)数据，对超轮速风险进行评估研究，完成仿真实验。

3.1 风险指标离散化

通过启发式高斯云变换算法处理，飞机性能类的抬轮速度、总重和低压转子转速指标分别离散化为 3 个概念；飞机姿态类的抬轮率指标离散化为 2 个概念；飞行机组操纵类的升降舵控制量和抬轮时机指标分别离散化为 2 个概念；环境类的风的分量和总温指标分别离散化为 3 个概念。根据启发式高斯云变换算法的相关步骤，计算得到各指标各个离散化概念的云数字特征，如表 1 所示。

表 1 超轮速风险指标云数字特征及相应的离散属性^[24]
Table 1 The cloud digital characteristics and corresponding discrete attributes of exceeding tire speed rating risk indexes^[24]

类别	指标	属性概念	云的数字特征	离散属性值
飞机性能	抬轮速度	低速	$C_1(137.677, 0.526, 0.006)$	1
		中速	$C_2(142.412, 0.859, 0.093)$	2
		高速	$C_3(146.717, 1.262, 0.136)$	3
飞机性能	总重	小重量	$C_1(58.371, 3.466, 0.869)$	1
		中重量	$C_2(61.569, 0.837, 0.210)$	2
		大重量	$C_3(64.623, 0.369, 0.039)$	3
飞机性能	低压转子转速	低速	$C_1(93.071, 1.795, 0.431)$	1
		中速	$C_2(94.987, 0.492, 0.118)$	2
		高速	$C_3(97.443, 0.524, 0.053)$	3
飞行姿态	抬轮率	小	$C_1(2.085, 0.060, 0.005)$	1
		大	$C_2(2.591, 0.170, 0.015)$	2
飞行操纵	抬轮时机	早	$C_1(-0.586, 2.495, 0.495)$	1
		晚	$C_2(3.719, 1.047, 0.208)$	2
飞行操纵	升降舵控制量	小	$C_1(-9.287, 0.404, 0.025)$	1
		大	$C_2(-7.235, 0.964, 0.130)$	2
环境	风的分量	逆风	$C_1(-3.313, 1.320, 0.249)$	1
		小顺风	$C_2(0.529, 1.322, 0.414)$	2
		大顺风	$C_3(2.721, 10.787, 3.379)$	3
	总温	低温	$C_1(2.924, 5.233, 1.223)$	1
		中温	$C_2(16.806, 9.899, 2.565)$	2
高温	$C_3(24.476, 1.592, 0.413)$	3		

将起飞离地地速作为超轮速风险的表征,对其进行离散化处理,实现超轮速风险软化分为 2 个等级,分别表示为{低风险,高风险},对应概念云的数字特征为 $\{C_1(178.942, 5.799, 1.699), C_2(183.896, 7.835, 2.295)\}$,等级离散属性值分别记为{1,2}。

利用得到的超轮速风险及各指标的云数字特征,通过 FGC 算法计算各风险指标的确定度,将统计数据样本转换为相应的离散样本。航班离散样本如表 2 所示,以前 431 条航班数据作为训练样本,余下作为测试样本。

表 2 节点离散样本
Table 2 Discrete sample of nodes

样本类型	序号	离散属性值			
		地速	抬轮速度	总重	低压转子转速
训练样本	1	1	2	2	1
	2	2	3	2	2
	3	2	2	2	1
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	431	2	3	2	2
测试样本	432	1	2	2	1
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	441	2	2	1	1

样本类型	离散属性值				
	抬轮率	抬轮时机	升降舵控制量	风的分量	总温
训练样本	1	1	1	3	2
	2	2	2	3	2
	2	1	2	1	2
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	1	1	2	3	3
测试样本	2	1	2	3	2
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	1	1	2	2	2

3.2 贝叶斯网络结构

以起飞离地地速作为根节点,以 8 个超轮速风险指标作为子节点,建立超轮速风险评估的贝叶斯网络结构,如图 3 所示。

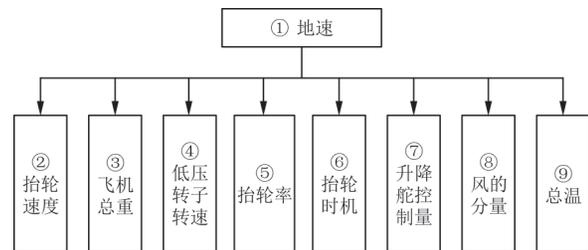


图 3 超轮速风险评估的贝叶斯网络结构图
Fig. 3 Bayesian network structure diagram for exceeding tire speed rating risk assessment

3.3 条件概率表学习

采用 MLE 算法进行网络参数学习,分别得到 8 个子节点与其父节点之间的条件概率。各类节点的条件概率如表 3 所示。

表3 贝叶斯网络节点的条件概率表
Table 3 Conditional probability table of Bayesian network nodes

类别	指标	属性值	地速	
			1	2
飞机性能	P(拾轮速度 地速)	1	0.106 1	0.067 5
		2	0.793 3	0.563 5
		3	0.100 6	0.369 0
	P(总重 地速)	1	0.614 5	0.492 1
		2	0.368 7	0.404 8
		3	0.016 8	0.103 2
	P(低压转子转速 地速)	1	0.815 6	0.599 2
		2	0.145 3	0.273 8
		3	0.039 1	0.127 0
飞机姿态	P(拾轮率 地速)	1	0.301 7	0.424 6
		2	0.698 3	0.575 4
飞行操纵	P(拾轮时机 地速)	1	0.877 1	0.873 0
		2	0.122 9	0.127 0
	P(升降舵控制量 地速)	1	0.134 1	0.071 4
		2	0.865 9	0.928 6
环境	P(风的分量 地速)	1	0.100 6	0.095 0
		2	0.011 2	0.782 1
		3	0.888 3	0.122 9
	P(总温 地速)	1	0.158 7	0.071 4
		2	0.015 9	0.746 0
		3	0.825 4	0.182 5

3.4 超轮速风险评估

3.4.1 仿真求解

采用联合树引擎推理机制进行网络推理。输入表2中的测试样本作为证据,编号为1号~10号。通过所建立的网络推理,得到各样本对应的超轮速风险等级后验概率,结果如图4所示。

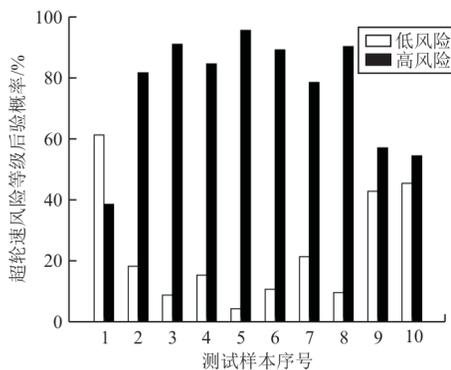


图4 测试样本超轮速风险等级后验概率
Fig. 4 The posteriori probability of exceeding tire speed rating risk level of the test sample

根据最大隶属度原则,从图4可以看出:2号~8号测试样本的超轮速高风险概率约为80%,部分达到90%以上,属于高风险;9号和10号测试样本的超轮速高风险概率在50%~60%之间,仍大于其属于低风险的概率,属于高风险;1号测试样本的超轮速低风险概率较高,约为60%,属于低风险。

本文方法与传统贝叶斯方法的评估结果^[25]对比如表4所示,可以看出:两种方法的评估结果均为低风险,且与实际结果相同。

表4 本文方法与传统贝叶斯方法的评估结果对比
Table 4 Comparison of evaluated results between this method and traditional Bayesian method

评估方法	低风险概率/%	高风险概率/%	评估结果	实际结果
传统贝叶斯网络	52.21	47.79	低风险	低风险
本文方法	61.40	38.60	低风险	低风险

以超轮速高风险等级条件为例,根据由式(13)得到的节点先验概率和网络反向推理得到的节点后验概率,计算概率变化率结果如表5所示。

表5 超轮速高风险等级条件下的概率变化率
Table 5 Probability rate of change at high risk of exceeding tire speed rating

节点名称	属性概念	先验概率/%	后验概率/%	变化率绝对值/%	排序
拾轮速度	低速	7	7	0	21
	正常	64	56	13	8
	高速	29	37	28	4
总重	小重量	52	49	6	16
	正常	44	41	7	14
	大重量	4	10	150	1
低压转子转速	低速	67	60	10	13
	正常	24	27	13	8
	高速	9	13	44	3
拾轮率	小	38	42	11	12
	大	62	58	6	15
拾轮时机	早	89	87	2	18
	晚	11	13	18	6
升降舵控制量	小	9	7	22	5
	大	91	93	2	19
风的分量	逆风	14	16	14	7
	小顺风	1	2	100	2
	大顺风	85	83	2	17
总温	低温	8	7	13	8
	正常	76	75	1	20
	高温	16	18	13	8

各节点属性概念不同,故统一以低、中、高三属性分别表示各节点对应的状态。各节点状态的概率变化率绝对值结果如图5所示。

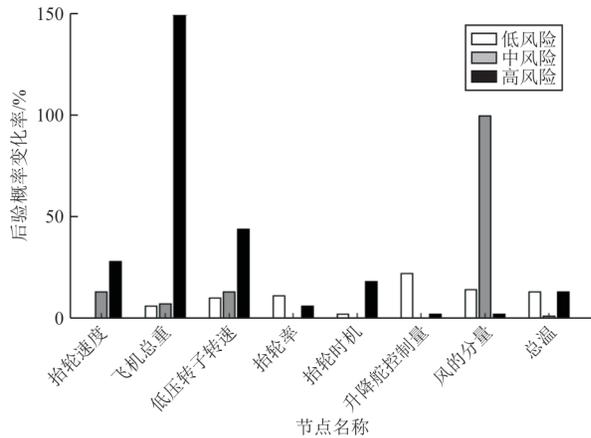


图5 超轮速高风险条件下各节点状态的概率变化率对比
Fig. 5 Comparison of probability change rates of each node's attributes at high risk of exceeding tire speed rating

从图5可以看出:在起飞超轮速风险为高风险的条件下,总重所对应的节点状态为高时的后验概率变化率最大,其次是风的分量所对应的节点状态为中时的变化率。

3.4.2 分析与讨论

根据对测试样本1号~10号的数据进行分析,得到评估结果,1号样本对应的风险等级为低风险,2号~10号样本对应的风险等级为高风险。评估结果与样本实际结果基本一致,说明了模型的有效性。

根据本文方法和传统贝叶斯网络方法的对比分析,评估结果验证了本文方法的正确性。相较于传统贝叶斯网络方法,本文方法得到的评估等级概率值差异更为显著,说明了本文方法的有效性。

不同节点对应的不同状态的变化率大小,反映了各节点对超轮速高风险状态的影响程度。变化率越大,则对应节点对超轮速高风险状态的影响越大。飞机大重量的变化率最大,即对超轮速高风险的影响最大,其次是顺风的影响,而机组操纵中升降舵控制量小和抬轮时机晚也对超轮速高风险有较大影响。分析得出,当飞机起飞时,若是大重量起飞且性能计算的抬轮速度较大,在遭遇顺风的条件下,飞行机组操纵不当出现抬轮晚的情况,极易导致超轮速。

4 结论

(1) 利用云模型实现超轮速风险等级和风险指标的离散软化分,融合了超轮速风险的模糊性和随机性。将连续型数据转换成离散样本,利用确定度—概率转化方法得到各指标属性的先验概率,为贝叶斯网络的构建和学习提供了数据基础。

(2) 建立基于云贝叶斯网络的超轮速风险评估模型,通过贝叶斯网络正向评估,实现对超轮速风险等级的确定,结合实例分析,验证了模型的有效性;通过贝叶斯网络反向诊断,推断得到超轮速的主要诱因。

(3) 本文所建立的方法应用于航空公司实际运行,可为签派放行和飞行员操纵提供提醒和警示,并为超轮速不安全事件的事前管理提供解决方案。

参考文献

- [1] FAA. Flight operational quality assurance: AC 120-82[S]. Washington, D. C. : Federal Aviation Administration, 2004.
- [2] 孙瑞山, 孙立斌. 高原机场飞机起飞爆胎分析[J]. 中国科技信息, 2017(21): 89-92.
SUN Ruishan, SUN Libin. Analysis of tire burst during take off in plateau airport[J]. China Science and Technology Information, 2017(21): 89-92. (in Chinese)
- [3] WAKEFIELD I, DUBUQUE C. Exceeding tire speed rating during takeoff[J]. AERO, 2009(2): 15-19.
- [4] 黄正. 防止高原机场超轮速[J]. 科技创新导报, 2013(17): 81.
HUANG Zheng. Prevent exceeding tire speed rating at plateau airport[J]. Science and Technology Innovation Herald, 2013(17): 81. (in Chinese)
- [5] 张春华. 民航飞机高原机场起飞轮胎超速问题探究[J]. 军民两用技术与产品, 2016(18): 46-48.
ZHANG Chunhua. The research on exceeding tire speed rating during take-off of civil aviation aircraft at plateau airport [J]. Dual Use Technologies & Products, 2016(18): 46-48. (in Chinese)
- [6] ICAO. Safety management manual (SMM): Doc 9859 [S]. Montreal: International Civil Aviation Organization, 2003.
- [7] PRATA A T, DACRE H F, IRVINE E A, et al. Calculating and communicating ensemble-based volcanic ash dosage and concentration risk for aviation[J]. Meteorological Applications, 2019, 26(2): 253-266.
- [8] NING H S, CHEN W S. Bird strike risk evaluation at airports[J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2014, 86(2): 129-137.
- [9] WANG Xiaolin, XU Jihui, CHEN Yujin. A comprehensive

- evaluation assessment model to aviation maintenance safety risk based on grey fuzzy theory[C]// The 2018 International Conference. Chengdu: ACM, 2018: 216-222.
- [10] HEJASE M, KURT A, ALDEMIR T, et al. Dynamic probabilistic risk assessment of unmanned aircraft adaptive flight control systems[C]// 2018 AIAA Information Systems-AIAA Infotech @ Aerospace. USA: AIAA, 2018: 1-17.
- [11] 郭媛媛, 李龙彪, 胡宇群, 等. 民用飞机运行风险评估方法[J]. 航空工程进展, 2016, 7(2): 253-258.
GUO Yuanyuan, LI Longbiao, HU Yuqun, et al. Operation risk assessment method of civil aircraft[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2016, 7(2): 253-258. (in Chinese)
- [12] 武朋玮, 李颖晖, 郑无计, 等. 基于可达集方法的结冰飞机着陆阶段安全风险评估[J]. 航空学报, 2018, 39(12): 47-55.
WU Pengwei, LI Yinghui, ZHENG Wuji, et al. Flight risk evaluation based on reachable set method at the phase of icing aircraft landing[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2018, 39(12): 47-55. (in Chinese)
- [13] WANG L P, ZHANG Z, ZHU Q D, et al. Lateral autonomous carrier-landing control with high-dimension landing risks consideration[J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2020, 92(6): 837-850.
- [14] AYRA E S, INSUA D R, CANO J. Bayesian network for managing runway overruns in aviation safety[J]. Journal of Aerospace Information Systems, 2019, 16(12): 546-558.
- [15] CHEN C, ZHANG L, TIONG R. A novel learning cloud Bayesian network for risk measurement[J]. Applied Soft Computing, 2019, 87: 105947.
- [16] WANG M W, WANG Y, SHEN F Q, et al. A novel classification approach based on integrated connection cloud model and game theory[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2021, 93: 105540.
- [17] WANG M W, WANG X, LONG J Y, et al. Risk assessment of debris flow based on multidimensional connection normal cloud model[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2021, 29(2): 368-375.
- [18] 李德毅, 杜鹄. 不确定性人工智能[M]. 2版. 北京: 国防工业出版社, 2014.
LI Deyi, DU Yi. Uncertainty artificial intelligence[M]. 2nd ed. Beijing: National Defense Industry Press, 2014. (in Chinese)
- [19] ZHANG X G, MAHADEVAN S. Bayesian network modeling of accident investigation reports for aviation safety assessment[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2020, 209(9): 107371.
- [20] WANG Y, PANG Y, CHEN O, et al. Uncertainty quantification and reduction in aircraft trajectory prediction using Bayesian-entropy information fusion[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2021, 212(5): 107650.
- [21] 杨淑莹, 张桦. 模式识别与智能计算: Matlab 技术实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2015.
YANG Shuying, ZHANG Hua. Pattern recognition and intelligent computation: MATLAB technology[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2015. (in Chinese)
- [22] 曲婉嘉, 徐忠林, 张柏林, 等. 基于贝叶斯网络云模型的目标毁伤评估方法[J]. 兵工学报, 2016, 37(11): 2075-2084.
QU Wanjia, XU Zhonglin, ZHANG Bolin, et al. Battle damage assessment method based on BN-cloud model[J]. Acta Armamentarii, 2016, 37(11): 2075-2084. (in Chinese)
- [23] 龙涛. 基于运行数据的起飞超轮速风险评估及预测研究[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2021.
LONG Tao. Research on risk assessment and forecast in exceeding tire speed rating during take-off based on operational data[D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2021. (in Chinese)
- [24] 李明. 贝叶斯网络结构与参数优化学习及其海洋环境风险评估应用研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2018.
LI Ming. Optimization learning of Bayesian network structure and parameter and its application in marine environmental risk assessment[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2018. (in Chinese)
- [25] 刘柳. 基于 QAR 数据的着陆阶段飞行风险研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2018.
LIU Liu. Research on flight risk in landing using QAR data[D]. Chongqing: Chongqing University, 2018. (in Chinese)

作者简介:

钱 宇(1981—),男,博士,副教授。主要研究方向:飞行动力学与控制,飞行数据与民航安全。

龙 涛(1995—),男,硕士研究生。主要研究方向:飞行动力学与控制,飞行数据与安全。

(编辑:马文静)