

文章编号:1674-8190(2016)04-152-07

基于大数据的空中交通管制运行安全预警研究

姚光明¹, 曹悦琪²

(1. 中国民用航空华东地区空中交通管理局 安全管理部, 上海 200335)
(2. 中国民航大学 空中交通管理学院, 天津 300300)

摘要: 空中交通管制的任务是确保航空器的安全飞行,为了保证飞行安全,需要进行空中交通管制系统运行安全评估及预警的研究。借鉴大数据理论建立空中交通管制大数据概念,从影响空中交通管制系统运行的主要风险因素出发,建立空中交通管制安全运行的状态向量空间,利用主成分分析法去除基础向量线性相关性,再利用聚类分析过程建立空中交通管制运行安全预警知识库,实现空中交通管制运行安全评估和及时预警。结果表明:所用的预警分类分析方法能够很好地实现预警分类和安全评估,为管制部门的相关决策提供理论依据。

关键词: 空中交通管制; 大数据; 安全评估; 预警; 风险因素

中图分类号: V328

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2016.04.009

Research on ATC Operation Safety Warning Based on Big Data

Yao Guangming¹, Cao Yueqi²

(1. Safety Management Department, East China Airtraffic Management Bureau of CAAC, Shanghai 200335, China)
(2. College of Air Traffic Management, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: The task of ATC is to ensure safety of the aircraft. It is necessary to run air traffic control system safety assessment and early warning to ensure flight safety. Starting from the main risk factors influencing running safety based on ATC big data concepts, the ATC operation state vector space is established. Using principal component analysis(PCA) to remove the basic vector linear correlation and using clustering analysis to establish the ATC safety warning knowledge base, the ATC safety assessment and early warning can be realized in time. Results show that the early warning classification analysis method can achieve good classification and safety assessment in the actual operation. This method can provide reference for control department daily decisions.

Key words: ATC; big data; safety assessment; warning; risk factors

0 引言

空中交通管制系统是保障民航运行安全的主力军,空中交通管制运行安全在确保民航安全方面至关重要。空中交通管制运行安全预警研究一直以来都是民航安全的研究热点,国内外学者从不同方面

分析了安全预警的实施方法并进行了安全评估。

在国外, M. Hicks 等^[1]从管理手段出发强化人员安全意识,利用新的情景视觉辅助系统帮助预警系统更好地实现其功能。A. Zolghadri 等^[2]着重于飞行系统改进,运用数学模型和新技术识别系统故障,并以此为依据设计了一套安全预警系统。W. K. Lee^[3]评估了航空安全的影响要素及其重要程度、危险相关性及可预测性。G. D. Edkins^[4]则从人为因素出发通过优化政策执行、员工风险意识及文化建设方面识别风险源。Y. H. Chang 等^[5]通过研究美国四家航空公司的相对安全水平,采用一种模糊的多属性决策制定方法,提出了评估航空

收稿日期:2016-06-13; 修回日期:2016-08-27

基金项目:国家自然科学基金(71171190)

国家空管委基金(GKG201410001)

通信作者:曹悦琪,1500703881@qq.com

公司安全的数量指标。S. Ternov 等^[6]构建了基于事故的程序模型,把扰乱作用障碍分析法引入空中交通管制风险分析,利用 DEB 方法分析如何在一个复杂的系统中识别空中交通管制的风险。J. J. H. Lioua 等^[7]利用联邦航空局(FAA)赞助的项目,使用神经网络和专家系统技术为航空安全监察开发了一种先进的决策支持系统,目的是提取更加精炼的预警指标,用来识别航空器风险。此外 FAA 和 Eurocontrol(欧洲航行安全组织)也从政策法规入手针对安全预警提出了一些建设性意见^[8]。

在国内,安全预警研究正处于起步阶段且仅限于理论研究,对于组织框架及系统研发有待加强。闫友勤^[9]通过对空中交通管制安全影响因素进行模糊综合评价,建立了安全预警模型。汪绪普^[10]、李柯等^[11]则针对空中交通管制信息化建设,从系统上建立了一套安全预警系统构架。杨智^[12]从空中交通管制决策模式出发,从漏警虚警防范的层面定义预警决策的内涵,对预警决策模式运行中需要重点关注的决策对象进行了分析,从而提高风险决策水平。

上述研究在分析安全预警问题时,均未从运行数据入手。现如今,各行各业尤其是物流运输领域在大数据方面取得了较大进展。大数据理论在适应数据增长的同时在流程优化、预警分析等方面具有较大优势,适合应用于空中交通管制运行安全预警研究。

本文将大数据理论运用于空中交通管制运行安全预警,从数据源入手对运行安全的主要影响因素进行分类识别,建立安全评估模型。基于空中交通管制运行模式,建立空中交通管制安全运行预警知识库,利用主成分分析法分析运行状态基础向量;最后对空中交通管制安全运行预警知识进行聚类分析,得到预警分类。

1 空中交通管制大数据

大数据可以简单的理解为“巨量数据”,但又不仅仅是指数据的量级,而是指资料规模巨大,以至于在合理时间内无法运用常规工具提取、管理、处理,使之成为实现管理目标的有用信息。IBM 提出了大数据具有 5V 特征,即大量(Volume)、高速(Velocity)、多样(Variety)、价值(Value)、真实性(Veracity)。

(Veracity)。空中交通管制系统在空中交通活动的各阶段涉及多种数据,这些数据具有规模大、种类多、时效性强、价值高、对真实性要求高等大数据特征,故可以称之为空中交通管制大数据。

空中交通管制大数据及其相关技术的应用具有如下优点:①空中交通管制大数据可以优化空中交通管制操作流程;②空中交通管制大数据涉及到的数据库理论可以给数据处理提供相关支持;③空中交通管制大数据还可以用于安全与风险管理,不仅可以立足于一线操作、运行控制等空中交通管制运行的各个环节,在以数据为驱动的风险管理下还具有超前安全预警价值。

2 影响空中交通管制运行安全的主要因素

空中交通管制部门对航空器安全运行具有重要作用,所有有关航空器运行的数据信息都需要通过管制部门从而影响指挥航空器决策。本文从航空器运行安全角度来评估空中交通管制运行安全的风险。

从管理角度来说,航空器运行安全的主要影响因素如图 1 所示,包括人、航空器、环境、管制四个方面。但是从运行数据产生的来源来说,主要分为管制、通导、气象和情报四个方面。

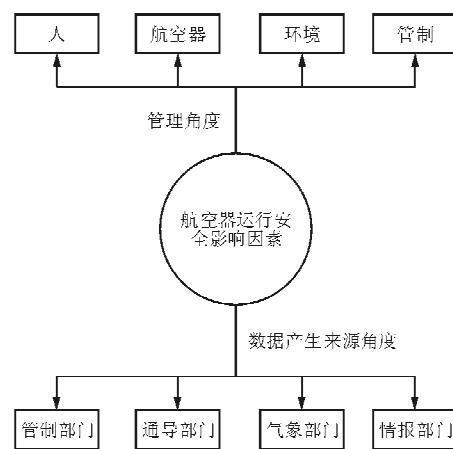


图 1 航空器运行安全影响因素

Fig. 1 Safety operation of aircraft

在空中交通管理过程所涉及的管制、通导、气象及情报部门的空中交通管制运行数据体量巨大、结构复杂,对运行数据的知识进行管理十分必要。结合历史运行数据记录,对安全裕度较低、需要管

制员重点注意的运行状态数据进行整合,建立一个通用的空中交通管制安全预警知识库。通过将实时空中交通管制运行数据与知识库中的数据对比匹配,可以实现快速、准确的空中交通管制运行安全预警。

3 空中交通管制安全运行预警知识库的建立

主要思路:根据管制、通导、气象及情报四个空中交通管制安全运行影响要素,运用空中交通管制运行数据建立空中交通管制运行状态描述向量空间,并利用主成分分析去除各基础向量的相关性,达到降维的目的,以实现对空中交通管制运行状态综合化的体现。经过 Q 型系统聚类、K 均值快速聚类两次聚类分析过程,建立空中交通管制安全运行预警知识库。根据库中不同类别预警因素反映出的运行风险严重程度制定相应的预警等级,通过实时空中交通管制运行数据与之进行对比匹配,实现空中交通管制运行安全评估和及时预警。

3.1 空中交通管制运行状态的描述

管制、通导、气象及情报是空中交通管制安全运行的影响要素,也是空中交通管制运行数据的主要来源。基于各要素相关运行的特征变量,建立能够体现空中交通管制运行状态的描述向量空间 \mathbf{S} 。

各影响要素的运行特征变量如下。

(1) 各影响要素的静态运行数据变量包括管制、通导、气象及情报部门的基本信息、空中交通管制人员信息、设备设施配备信息、空域信息等各类空中交通管制静态数据。

(2) 各影响要素的动态运行数据变量包括:

①来源于各个自动化系统的通信、导航、监视信息数据;

②进行空中交通管制业务操作时产生的数据,例如管制指令、进程单记录、屏幕操作记录、设备操作记录、设备运行记录等;

③班组安排、值班日志、考核记录等空中交通管制运行管理数据;

④空中交通管制运行环境数据,例如航路航线数据、扇区开放划分情况数据、气象数据、地理信息系统数据、军航活动情况数据等。

设空中交通管制安全运行影响要素:管制、通导、气象及情报四个综合基向量分别为 $\mathbf{C}、\mathbf{N}、\mathbf{M}、\mathbf{I}$,根据管制运行过程确定各影响要素的运行特征变量作为基础向量: $(w_1, w_2, \dots, w_{p_1}), (x_1, x_2, \dots, x_{p_2}), (y_1, y_2, \dots, y_{p_3}), (z_1, z_2, \dots, z_{p_4})$ 。

以上数据变量既有连续型变量,又有离散型变量,同时某些数据变量之间可能存在相关性,因此在构建描述向量空间 \mathbf{S} 的基向量之前,需要对数据变量进行主成分分析消除变量之间的相关性,达到降维的目的,便于后续评估模型的计算。

3.2 空中交通管制运行状态基础向量的主成分分析

以管制综合基向量的基础向量为例介绍主成分分析方法。主成分分析是将原来数据 p_1 个变量作线性组合,提取出 P_1 个综合变量 $(F_1, F_2, \dots, F_{P_1})$ 。其中, F_1 是包含原始数据信息量最多的变量,即原始数据变量所有线性组合中使 $\text{var}(F_1)$ 最大的组合对应的变量,称为第一主成分; F_2 是第二主成分,其包含的信息量仅次于 F_1 ,同时 $\text{cov}(F_1, F_2)=0$ 且 $\text{var}(F_2)$ 较大;其余综合变量依此类推,可知 F_1, F_2, \dots, F_{P_1} 的方差依次减小且互不相关。各综合指标可以根据原始数据变量在线性组合中所占权重确定其含义。通常选取总贡献率较大的前几个主成分作为原始数据变量的主成分分析结果,从而达到降维的目的。

以管制综合基向量的基础向量为例,空中交通管制运行状态基础向量的主成分分析过程如下。

(1) 原始数据的标准化

设有 n 组观测样本,则原始数据样本矩阵为

$$\mathbf{W} = (w_1, w_2, \dots, w_{p_1}) = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1p_1} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2p_1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \cdots & w_{np_1} \end{pmatrix} \quad (1)$$

在进行主成分分析之前需要对原始数据进行标准化,消除不同变量量纲的影响。本文采用 z-score 标准化方法,该方法基于原始数据的均值和标准差,变换公式为

$$w'_{ij} = \frac{w_{ij} - \bar{w}_j}{S_j} \quad (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, p_1) \quad (2)$$

式中: \bar{w}_j 为样本数据均值, $\bar{w}_j = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n w_{kj}$; S_j 为标准差, $S_j = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (w_{kj} - \bar{w}_j)^2}$; w'_{ij} 为标准化后的样本数据。

根据式(2)对原始数据样本矩阵的元素进行标准化, 得到标准化数据样本矩阵:

$$\mathbf{W} = \mathbf{W}' = \begin{bmatrix} w'_{11} & w'_{12} & \cdots & w'_{1p_1} \\ w'_{21} & w'_{22} & \cdots & w'_{2p_1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w'_{n1} & w'_{n2} & \cdots & w'_{np_1} \end{bmatrix} \quad (3)$$

为了便于说明, 仍用标准化后的数据样本矩阵标记为 \mathbf{W} 。

(2) 变量之间的相关性判定

主成分分析方法的实质是揭示各原始变量之间的内部关系, 因此需要求解样本数据的相关系数矩阵, 对变量之间的相关性进行分析。

$$\mathbf{R} = \mathbf{W}' \mathbf{W} = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \cdots & r_{1p_1} \\ r_{21} & 1 & \cdots & r_{2p_1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{p_1 1} & r_{p_1 2} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: $r_{ij} = \frac{\text{cov}(w_i, w_j)}{\sqrt{Dw_i} \sqrt{Dw_j}}$ 。

(3) 变量的特征值及特征向量

由式(4)求得管制综合基向量的基础向量的相关系数矩阵, 通过特征方程:

$$|\mathbf{R} - \lambda \mathbf{I}| = 0 \quad (5)$$

求解可得到 p_1 个特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_{p_1}$ 及每一个特征值对应的特征向量 $\mathbf{a}_j = (a_{j1}, a_{j2}, \dots, a_{jp_1})$, $j=1, 2, \dots, p_1$ 。特征向量矩阵为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1p_1} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2p_1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{p_1 1} & a_{p_1 2} & \cdots & a_{p_1 p_1} \end{bmatrix} \quad (6)$$

(4) 原始变量的线性组合变换

由式(6)及式(3)可得综合变量 $\mathbf{F} = \mathbf{AW}$, 即

$$\begin{cases} F_1 = a_{11}w_1 + a_{12}w_2 + \cdots + a_{1p_1}w_{p_1} \\ F_2 = a_{21}w_1 + a_{22}w_2 + \cdots + a_{2p_1}w_{p_1} \\ \cdots \\ F_{p_1} = a_{p_1 1}w_1 + a_{p_1 2}w_2 + \cdots + a_{p_1 p_1}w_{p_1} \end{cases} \quad (7)$$

通过数学推导可知 $\text{var}(F_j) = \lambda_j$ 。

(5) 选取主成分

由于综合变量的方差是递减的, 因此通常会根据综合变量的方差占总方差比重的大小来选取累计方差比重较大的前 P_1 个综合变量作为主成分。其中, 各综合变量方差占总方差比重的大小被定义为

$$\eta_j = \frac{\lambda_j}{\sum_{j=1}^{p_1} \lambda_j} \quad (8)$$

式中: η_j 为贡献率。贡献率越大, 表明该综合变量包含的原始变量信息越多, 一般会选取累计贡献率达到 85% 及以上水平的综合变量作为主成分, 保证降维的同时尽可能保留完整的原始变量数据信息。有时也会根据研究问题的不同对累计贡献率标准进行适当调整。

经过主成分分析后, 空中交通管制安全运行影响要素综合基向量可分别由基础向量主成分化后 P_1, P_2, P_3, P_4 个综合向量表示, 从而得到空中交通管制运行状态的描述向量 \mathbf{S}_i , 如图 2 所示。

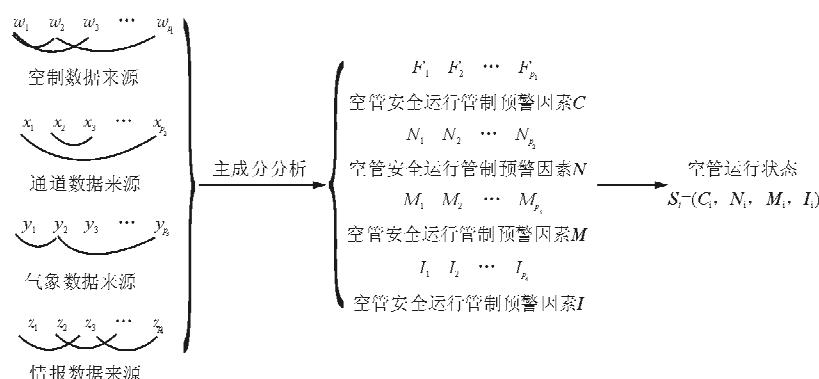


图 2 空中交通管制运行状态基础向量的主成分分析

Fig. 2 PCA of fundamental vector on ATC operation status

相比于各影响要素原始的基础向量,综合向量所代表的指标彼此互不相关且含义明确,更能综合体现空中交通管制安全运行影响要素中需要管制员注意的安全预警因素。

3.3 空中交通管制安全运行预警知识的聚类

由于不明确空中交通管制运行状态观测样本分为几类预警知识,可先采用系统聚类方法。根据系统聚类过程树状图或合并步数/类别距离曲线初步确定分类类别数量,然后再采用 K 均值快速聚类,得到预警因素特征更为明确的预警知识分类。

(1) 空中交通管制安全运行状态观测样本的初步分类——系统聚类分析

对空中交通管制运行状态数据的分类是样本分类,属于 Q 型系统聚类,应用统计软件 SPSS 能够方便快捷地实现这一分析过程。

空中交通管制运行状态观测样本的 Q 型系统聚类过程如图 3 所示。首先将每个空中交通管制运行状态观测数据样本分别作为一类,接着逐一合并距离最近的类,直到将所有的样本归为一类即结束聚类。需要通过系统聚类过程树状图或合并步数/类别距离曲线上的距离系数突增拐点确定样本的分类数量 m 。

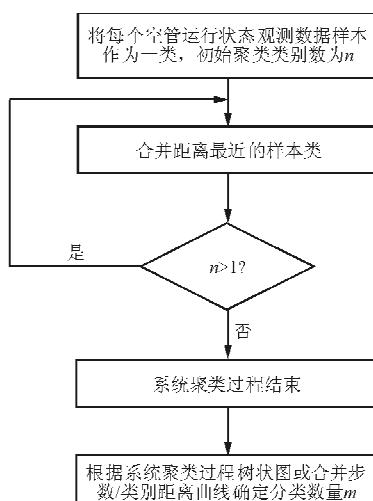


图 3 空中交通管制安全运行预警知识 Q 型系统聚类全过程

Fig. 3 The safety operation of the ATC warning system knowledge Q type cluster process

(2) 空中交通管制运行状态观测样本的最终分类——K 均值聚类分析

系统聚类分析初步确定了空中交通管制运行状态观测样本的分类数量,再利用 K 均值聚类进一步分析以获得预警特征更为明确的分类结果,分析过程如图 4 所示。

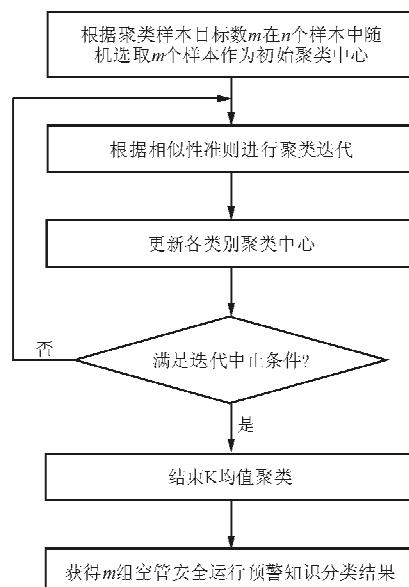


图 4 空中交通管制安全运行预警知识 K 均值过程

Fig. 4 ATC safety running warning knowledge
K-means clustering process

K 均值聚类最终得到的各聚类中心代表相应类别中成员的统计信息,即不同类别中空中交通管制安全运行预警因素特征。对这些分类信息进行整合,从而得到空中交通管制安全运行预警知识库。根据各个类别中预警因素反映出的运行风险严重程度可以制定相应的预警等级。通过与实时空中交通管制运行数据进行对比匹配,实现空中交通管制运行安全评估和及时预警。

4 算例分析

以某空中交通管制单位 2015 年 6 月~10 月共 153 组管制、通导、气象及情报运行记录数据为资源,首先利用主成分分析构建空中交通管制运行状态描述向量空间,主成分提取结果如表 1 所示,共提取出 9 个主成分,累计贡献率为 84.277%,保留了原有数据的大部分信息。

表1 空中交通管制运行状态基础向量的主成分分析

Table 1 PCA of fundamental vector on ATC

operation status

成分	初始特征值			提取平方和载入		
	合计	方差的%	累积%	合计	方差的%	累积%
1	14.108	41.495	41.495	14.108	41.495	41.495
2	3.833	11.274	52.769	3.833	11.274	52.769
3	2.297	6.755	59.524	2.297	6.755	59.524
4	1.913	5.626	65.150	1.913	5.626	65.150
5	1.594	4.688	69.838	1.594	4.688	69.838
6	1.486	4.372	74.210	1.486	4.372	74.210
7	1.318	3.876	78.086	1.318	3.876	78.086
8	1.072	3.153	81.239	1.072	3.153	81.239
9	1.033	3.038	84.277	1.033	3.038	84.277
10	0.862	2.536	86.813	—	—	—

在所提取的主成分中,成分1及成分2分别代表空中交通管制安全运行气象影响要素。成分1是气象要素对航路飞行阶段空中交通管制运行安全的影响,简记为航路气象因素;成分2是气象要素对机场范围内空中交通管制运行安全的影响,简记为机场气象因素。成分3及成分8代表空中交通管制安全运行通导预警要素,成分3侧重航路飞行阶段,简记为航路通导因素,成分8侧重机场范围内,简记为机场通导因素。成分4代表空中交通管制安全运行机场管制影响因素,简记为机场管制影响因素;成分5代表空中交通管制安全运行管制预警因素中的管制业务量,其通过影响管制负荷从而对空中交通管制的运行安全造成影响,简记为管制负荷因素;成分6代表跑道容量对管制安全运行的限制,简记为跑道容量因素;成分7代表空中交通管制安全运行情报预警要素中航路飞行阶段的情报影响因素,简记为航路情报因素;成分9代表

起飞前情报要素对飞行安全的影响,简记为起飞前情报因素。

通过Q型系统聚类得到空中交通管制安全运行状态观测样本的初步分类数量,系统聚类过程如图5所示。

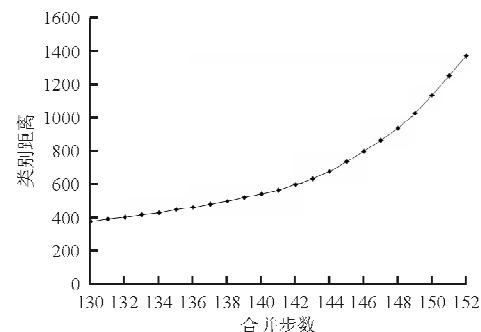


图5 系统聚类过程——合并步数/类别距离曲线

Fig. 5 System clustering process—merging steps/category distance curve

从图5可以看出:类别之间的距离在聚类进行到第141步时发生较大增长,即在第141步处是曲线的拐点,此时所有空中交通管制运行状态观测样本被分为12类。再进行K均值聚类,设定目标聚类数量为12,最终聚类中心统计信息如表2所示。

由于在进行聚类分析前,已经对各空中交通管制运行状态描述向量的基础向量进行了主成分分析,因此聚类时的数据是标准化后的数据。最终聚类中心不再代表直接由原始空中交通管制运行数据的平均值构成的聚类中心的信息,而是表示该类别与每一空中交通管制安全运行影响要素所包含的风险因素之间的关系。

表2 空中交通管制运行状态描述向量K均值聚类最终聚类中心

Table 2 ATC operation described rotating vector K clustering center cluster in the end

成 分	聚 类											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	1.71	2.05	0.27	-0.01	0.23	1.89	0.53	-0.71	-0.76	0.23	0.52	-0.16
2	-1.64	-1.67	0.99	-0.15	1.36	-0.38	-0.01	-0.69	-0.25	-0.14	1.79	0.59
3	0.07	0.57	1.73	1.63	1.03	-1.14	0.47	0.04	-0.39	0.19	-0.75	-0.42
4	4.67	-0.85	-0.67	6.03	0.27	0.02	-0.16	0.03	-0.21	2.29	-0.44	0.26
5	-0.49	1.36	-1.07	0.85	-0.30	-1.38	0.36	0.25	-0.31	0.77	1.82	0.43
6	-1.58	-0.13	-0.44	-2.39	1.73	0.19	0.00	1.04	-0.41	-0.75	-0.07	0.61
7	2.29	-0.47	0.64	0.81	0.99	0.50	-0.92	1.19	-0.14	0.26	1.12	-0.59
8	0.28	-0.63	-1.10	0.33	1.04	0.66	1.17	0.37	0.00	-0.98	0.86	-0.84
9	0.09	-0.68	0.67	-0.30	-2.48	-0.08	0.51	1.71	-0.39	-0.05	-0.63	-0.02

以类别1为例,在该类别中成分4即机场管制因素,是该类别空中交通管制安全运行的重要影响因素,成分7(航路情报因素)、成分1(航路气象因素)次之;而成分2(机场气象因素)、成分6(跑道容量因素)相比该类别中其他因素对空中交通管制的安全运行影响程度较小,因此当发生该类别对应的预警时,管制部门需要注意机场管制、航路情报及航路气象方面的空中交通管制安全运行风险因素。

根据K均值聚类结果,建立空中交通管制安全运行预警知识库,并根据各类别运行状态特征反映出的风险严重程度制定相应的预警等级。将2015年11月1日~2015年11月2日共48小时的空中交通管制实时运行数据与预警知识库中的预警等级相匹配,根据风险严重程度由低到高,制定了十级至一级预警等级。分析结果得到结论:2015年11月1日~2015年11月2日,空中交通管制运行大部分处于安全或风险较低的阶段,但当管制业务量较大,管制负荷较重,或者遭遇恶劣天气时,空中交通管制运行的安全性降低,风险增加,预警等级出现较高水平。由于每一预先等级都对应各自相应的空中交通管制安全运行影响要素的低裕度风险因素,因此管制部门可根据相应的预警等级确定管制、通导、气象、情报在预警发生时需要及时采取措施的运行状态。

5 结 论

本文基于空中交通管制大数据,对考虑管制、通导、气象及情报数据的空中交通管制运行安全评估和预警进行了探索研究。通过实时空中交通管制运行数据与之进行对比匹配,实现空中交通管制运行安全评估和及时预警。所应用的预警分类分析方法能够很好的实现预警分类和安全评估,为管制部门的相关决策提供理论依据。

然而较多的设定预警等级会导致可操作性不强,在以后的研究中需要加强对预警分类方面的研究,增强它的可行性。

参 考 文 献

- [1] Hicks M, Brito de G. Civil aircraft warning systems: who's calling the shots? [J]. Air & Space Europe, 1999, 1(1): 45-47.
- [2] Zolghadri A, Cazaurang F. Adaptive nonlinear state-space modelling for the prediction of daily mean PM 10 concentrations[J]. Environmental Modelling & Software, 2006, 21 (6): 885-894.
- [3] Lee W K. Risk assessment modeling in aviation safety management[J]. Journal of Air Transport Management, 2006, 12(5): 267-273.
- [4] Edkins G D. The INDICATE safety program: evaluation of a method to proactively improve airline safety performance [J]. Safety Science, 1998, 30(3): 275-295.
- [5] Chang Y H, Yeh C H. A new airline safety index[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2004, 38 (4): 369-383.
- [6] Ternov S, Akselsson R. A method, DEB analysis, for proactive risk analysis applied to air traffic control[J]. Safety Science, 2004, 42(7): 657-673.
- [7] Lioua J J H, Tzengb G H, Changc H C. Airline safety measurement using a hybrid model[J]. Journal of Air Transport Management, 2007, 13(4): 243-249.
- [8] David-Cooper R. Implementing safety management systems (SMS) in Canada: is flight safety on a collision course with the forced disclosure of SMS data? [J]. Issues in Aviation Law and Policy, 2015, 15(1): 77-112.
- [9] 同友勍. 空管安全影响因素的综合分析及预警研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2013.
Yan Youjie. Comprehensive analysis of air traffic control safety factors and warning research[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2013. (in Chinese)
- [10] 汪绪普. 空管安全风险预警决策支持系统研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2013.
Wang Xupu. Safety risk warning decision support system [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2013. (in Chinese)
- [11] 李柯, 张胜. 空中交通管理中心安全预警管理信息系统研究[J]. 武汉理工大学学报: 信息与管理工程版, 2007, 29 (8): 106-109.
Li Ke, Zhang Sheng. Air traffic control center on early warning management information system[J]. Journal of Wuhan University of Technology: Information & Management Engineering, 2007, 29 (8): 106-109. (in Chinese)
- [12] 杨智. 空中交通管制安全风险预警决策模式及方法研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2012.
Yang Zhi. The study of air traffic control safety risk warning decision mode and method[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2012. (in Chinese)

作者简介:

姚光明(1968—),男,博士,工程师。主要研究方向:空管运行安全。

曹悦琪(1990—),女,硕士研究生。主要研究方向:空域规划。

(编辑:赵毓梅)