

文章编号: 1674-8190(XXXX)XX-001-10

基于机器学习的进近扇区动态通行能力研究

曹树健, 胡明华, 王书策, 赵征, 殷萌暄

(南京航空航天大学 民航学院, 南京 211106)

摘要: 扇区复杂度的研究可有效提升扇区动态通行能力评估的精度, 为空中流量决策提供参考。首先建立进离场边潜在超越冲突复杂度、关键冲突节点复杂度指标, 对不同动态交通影响进行量化; 其次借助机器学习对不同特征与扇区通过航空器数量进行训练与测试, 得到两者映射关系, 该模型可用于预测不同交通流配置下的扇区通行能力; 最后使用某复杂终端 16 号进近管制扇区的一周实际运行数据进行实例验证。结果表明: 该机器学习模型可用于扇区动态通行能力的精细化预测评估, 且不同的流量配置会对扇区动态通行能力产生影响, 进离场均衡阶段示例扇区动态通行能力达到最大 14 架次/15 分钟。此外, 本文应用 SHAPley 加性解释量化各特征对扇区预测通行能力的贡献, 可为扇区后续规划设计提供参考。

关键词: 扇区复杂度; 扇区动态通行能力; 机器学习; 交通流量

中图分类号: V355

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.XXXX.XX.01

Research on approach sector dynamic capacity based on machine learning

CAO Shujian, HU Minghua, WANG Shuce, ZHAO Zheng, YIN Mengxuan

(College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: The study of sector complexity can effectively improve the accuracy of sector dynamic capacity assessment and provide reference for air traffic decision-making. This paper firstly establishes the approach and departure procedures' potential exceeding conflict complexity metrics and key conflict node complexity metrics to quantify the impacts of different dynamic traffic indicators; secondly, using machine learning to train and test the different features and the number of passing aircraft in the sector and get the mapping relationship, the model can be used to predict the sector traffic capacity under different traffic flow configurations; finally, uses the one-week operation data of AP16 from complex terminal for example verification, and the result shows that the machine model can be predicted the sector traffic capacity. The results show the machine learning model can be used for fine-grained prediction and evaluation of sector dynamic traffic capacity, and different traffic configurations would have an impact on sector capacity, the dynamic capacity of the sample sector in the nearly balanced phase of approach and departure reached a maximum of 14 flights/15 min. In addition, this paper applies SHAPley's additive interpretation to quantify the contribution of each feature to the predicted sector capacity, which can provide a reference for the subsequent planning and design of the sector.

Key words: sector complexity; sector dynamic traffic capacity; machine learning; traffic flow

收稿日期: 2024-04-09; 修回日期: 2024-06-18

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2022YFB2602401); 江苏省自然科学基金(BK20231447)

通信作者: 曹树健(1999-), 女, 硕士研究生。E-mail: 1836127993@qq.com

引用格式: 曹树健, 胡明华, 王书策, 等. 基于机器学习的进近扇区动态通行能力研究[J]. 航空工程进展, XXXX, XX(XX): 1-10.

CAO Shujian, HU Minghua, WANG Shuce, et al. Research on approach sector dynamic capacity based on machine learning[J].

Advances in Aeronautical Science and Engineering, XXXX, XX(XX): 1-10. (in Chinese)

0 引言

扇区复杂性和通行能力是空中交通管制(ATC)的重要内容。复杂性是扇区设计的决策因素之一,扇区边界通常会随着扇区流量模式变化而调整,可以在战略、预战术和战术层面上设法降低扇区复杂性,如从空域设计及分配、时段流量分配及管理时空角度给出解决方案。交通流量管理(TFM)系统可通过扇区通行能力预测信息进行流量管理决策,确保航班在预测的通行能力限制内顺畅运行,因此扇区通行能力预测准确度的提升可进一步提高协同决策(Collaborative Decision Making)品质。

扇区复杂性是指在一定空域内交通管理的难度,与管制员工作负荷有关,但两者存在本质的不同。前者指交通状况的复杂度,后者指交通管理的认知复杂度。更高的扇区复杂度通常会产生更高的认知复杂度,从而产生更高的管制员工作负荷。然而对于既定复杂度,不同管制员的工作负荷各不相同,导致差异化原因包括管制员经验、已监视时间、警觉程度、对扇区的熟悉程度、设备自动化程度等因素。

综合考虑扇区的交通复杂性及其伴随的管制负荷,扇区通行能力被定义为单位时间内可以安全运行的最大航空器数量,通常受复杂天气、空域限制、交通态势等时空因素影响,因此相比使用静态容量更为灵活。扇区通行能力、复杂性和负荷紧密相关,但三者之间不存在精确的数学关系,因为管制员之间的认知复杂性各不相同,主观指标难以精确量化,但复杂性与扇区动态通行能力两者间存在相关的指标,复杂性指标可用于预测扇区的通行能力。

目前扇区的动态容量评估场景主要针对复杂天气变化、其他空域用户等特殊情况。2008年,Song L等^[1]评估了天气对扇区容量的影响,同时还提出了依据历史数据统计危险天气下的容流比的扇区容量评估方法;2013年,张兆宁等^[2]研究了危险天气对终端区动态容量的影响,应用最大流最小割理论建立了终端区动态容量评估模型;2016年,陈风兰^[3]详细分析了当扇区范围内有军航活动影响时的扇区容量损失机理,建立了基于军航活动的扇区容量评估模型;2020年,王莉莉等^[4]通过

考虑航路容量、管制员负荷、危险天气和军方活动,提出与流量和通行时间有关的航段阻抗函数,构建了基于动态网络流理论的扇区通行能力优化模型。

针对预估扇区通行能力的方法,2002年伊始,Deschinkel等^[5]通过构建动态系统模型提出新的交通复杂度指标,引发关于扇区复杂度的讨论,进一步揭露空中交通复杂性是空中交通态势的本质属性,是空中交通管制工作负荷的主要驱动因素^[6]。之后用于预估扇区通行能力的方法逐步丰富,例如,通过在模型中明确加入不确定性^[7]、引入动态网络流^[4]、预测可变管制负荷^[8-9]、大量解析历史数据^[10]、基于计算机仿真^[11-12]、考虑交通耦合^[13]、借助遗传算法^[14]和各种机器学习算法^[15]。

综合分析国内外研究现状可以看出,相比扇区静态容量,扇区动态通行能力的研究起步较晚,研究点受限于危险天气、限制区等因素,缺少对扇区内各航路交通流的分析。此外,主流方法主要包括计算机仿真、管制负荷评估、理论计算模型等方法,但存在模型构造周期较长、负荷数据搜集较困难等问题。以基于管制员负荷的方法为例^[16],各项交通流特征也会作用于管制员工作负荷,然而现有文献中还未充分研究交通流与管制员工作负荷之间的关联性,可额外考虑扇区的航路结构以及交通流在时空上的分布等因素,以深入探究扇区交通流对负荷的影响特征,进一步推导出扇区的通行能力。

终端区内航空器飞行姿态变化频繁,相比区域高扇区,进近扇区内进离场航班相互冲突影响更为显著。本文从多角度对进近扇区的交通扰动复杂度进行量化分析,包括进离场航班量、重中轻机型占比以及进离程序相互作用等方面,主要考虑的问题有扇区进离场程序冲突以及交叉/汇聚点冲突;在此基础上,借助机器学习算法和技术训练复杂度特征用于进一步预测进近扇区动态通行能力,机器学习能够自动学习和适应扇区的不同特征,且能够处理复杂的非线性关系和多变量之间的相互作用,有效挖掘隐藏在数据中的模式和规律,从而建立精确的模型评估扇区的动态通行能力。此外,本文对具有预测扇区通行能力功能的特征进行SHAPley加性解释,可对间接影响管制负荷的因素进行重要性排序。

1 扇区交通扰动复杂度量

1.1 复杂度影响因子

进近扇区是相对复杂的空域系统,内部交错影响频繁,对航空器运行、天气状况、导航设备、飞程序等变化异常敏感,因此扇区通行能力本质上具有动态性。如何量化扇区状态取决于如何测量扇区复杂度,包括扇区结构复杂度和交通扰动复杂度,重要复杂度影响因子如下:

- 1) 扇区:航路航线、交叉点;
- 2) 航空器:进离比例、机型混合、潜在冲突;
- 3) 特殊情况:恶劣天气、军方活动。

本文从交通扰动复杂度角度研究,且不考虑特情,因此综合考虑扇区和航空器影响因素,定义扇区动态复杂性指标由以下复杂度组成,反映不同交通流量配置下的交通负荷以及航迹上航空器间相互作用:进场边潜在超越冲突复杂度、离场边潜在超越冲突复杂度、关键冲突节点复杂度(有几个交叉/汇聚点就有几个复杂度指标)。

1.2 进场边潜在超越冲突复杂度

扇区内程序潜在超越冲突复杂度涉及该程序上的航班量、机型占比和航空器飞行速度。当跟驰航空器速度快于前机时会发生超越现象,需要管制员重点关注以防止潜在冲突。因此,进场边潜在超越冲突复杂度公式如下所示(单位:航空器架次²/单位时间):

$$CA_{overtake} = \sum_{m=1}^M N_m^2 d_m \sum_{a=1}^{A_m} \left[\frac{1}{v_{ma}} - \frac{1}{v_{mb}} \right] P_{ma} P_{mb} \quad (1)$$

式中: N_m 为进场程序段 m 的交通量; d_m 为扇区内进场程序段 m 飞行长度(km); v_{ma} 及 v_{mb} 为 a 类航空器和 b 类航空器沿进场程序段 m 的平均进场速度(km/h),且满足 $a < b, v_{ma} < v_{mb}$; A_m 为程序段 m 上运行的所有航空器类型; P_{ma}, P_{mb} 为进场程序段 m 上 a, b 类航空器比例。

同理可得沿离场程序的潜在超越冲突 $CD_{overtake}$ 。

1.3 关键冲突节点复杂度

程序汇聚、交叉点为扇区关键构成节点,由于

涉及到多条程序的航班流量在此处汇集,阻塞乃至冲突现象在此易发生,因此可选取扇区中关键交叉点进行复杂度计算。

针对第 i 个交叉/汇聚点复杂度计算公式如下, m, n 为任意两条经过交叉点 i 的进离场程序段:

$$NC_i = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^M C_{cross} \quad (2)$$

程序 m, n 在交叉/汇聚点 i 潜在冲突次数如下所示(单位:航空器架次²/单位时间):

$$C_{cross} = N_m N_n t_{mni} P(T_{mni} \leq t_{mni}) \quad (3)$$

式中: N_m, N_n 为经过交叉/汇聚点 i 的程序 m, n 交通量; t_{mni} 为给定的在穿越(或者交叉)点 i 时使用程序 m, n 的最小平均间隔标准; T_{mni} 为程序 m, n 通过交叉点和汇聚点的时间间隔; $P(T_{mni} \leq t_{mni})$ 代表 T_{mni} 取值比最低时间间隔 t_{mni} 小的概率。

$$t_{mnp} = \sum_{a=1}^{A_m} \sum_{b=1}^{A_n} q_{mai} q_{nbi} t_{mnabi} = \sum_{a=1}^{A_m} \sum_{b=1}^{A_n} q_{mai} q_{nbi} \cdot \frac{\delta_{mnabi} [v_{mai}^2 - 2v_{mai}v_{nbi} \cos \alpha_{mni} + v_{nbi}^2]^{1/2}}{v_{mai}v_{nbi} \sin \alpha_{mni}} \quad (4)$$

式中: δ_{mnabi} 为程序 m 上航空器与程序 n 上航空器在点 i 时的最小间隔距离; v_{mai}, v_{nbi} 为程序 m 上的 a 类航空器与程序 n 上的 b 类航空器在交叉或汇聚点 i 的平均速度; q_{mai}, q_{nbi} 为 i 类航空器和 j 类航空器在程序 m, n 的交叉点或汇聚点 i 时的比例; α_{mni} 为程序 m, n 在交叉点或汇聚点 i 的夹角; A_m, A_n 为程序 m, n 上运行的所有航空器类型。

随机变量 T_{mni} 受很多因素影响,符合高斯概率分布。由于历史轨迹数据中存在飞行冲突的概率极小,本文采用蒙特卡罗仿真随机生成飞行计划实现大量航班的仿真,整个仿真过涉及航空器重中轻机型在满足轻型机总量占比不超0.2、重型机总量占比不超0.4的条件下随机分配,各程序上航班量服从泊松分布且期望为0.005,即1s内平均出现0.005架航空器,对仿真过程中距离小于 t_{mni} 的情况认定为冲突,以两架航空器冲突持续时间与仿真时长比值作为冲突率。仿真过程共计864517s,计算相应的冲突率为 2.01823×10^{-5} 。

2 复杂度与动态通行能力映射

2.1 机器学习模型

基于上节计算可得扇区复杂度指标,本节通

过构建基于 GBR 梯度提升回归模型 (Gradient Boosting Regression Model)、BP 神经网络 (Back propagation Neural Network) 的扇区通行能力集成学习模型。将数据进行训练、检验,借此评估不同复杂度下扇区的动态通行能力,最后用 Shapley 加性解释量化各复杂性特征对扇区预测通行能力的贡献。

梯度提升回归 (Gradient Boosting Regression) 一种集成学习方法,常用于解决回归问题。它通过迭代地训练一系列弱学习器 (例如决策树) 来逐步提升模型的性能。其基本思想是通过拟合前一轮模型的残差 (实际值与预测值之差) 来构建下一轮模型,从而逐步减小模型对训练数据的预测误差。梯度提升回归模型可以通过计算特征的重要性评估每个特征对预测的贡献程度,从而进一步理解和解释模型。

BP 神经网络,即反向传播神经网络,是一种前馈神经网络,通过使用反向传播算法来训练和调整网络的权重,以实现输入数据的学习和预测。神经网络由多个神经元 (节点) 组成,这些神经元按层次结构排列成输入层、隐藏层 (可以有多个隐藏层),以及输出层。训练过程主要包括两个阶段:1) 前向传播:将输入数据通过网络的输入层输入,并经过隐藏层的计算,最终得到输出层的输出。每个神经元都会对输入数据进行加权求和,并通过激活函数 (如 Sigmoid 函数) 进行非线性映射,产生输出值。2) 反向传播:通过计算输出层的误差,将误差从输出层向隐藏层逐层反向传播,并根据误差调整每个连接权重的大小。反向传播算法根据误差信号的梯度来更新每个连接权重,以使网络的预测结果逐渐优化和改进。

该模型以 GBR 梯度增强回归作为集成学习的基础模型,使用 BP 神经网络模型作为集成模型的一部分。充分利用两种模型的优势,提高非线性建模能力、高拟合能力,并提高预测的准确性和泛化能力。

2.2 输入特征、输出标签

在数据预处理阶段,需要依据扇区运行程序、终端内各机场机型比例,以及扇区各航段流量,计算后得到神经网络所需的输入特征。这些特征包括 $2+N$ 个扇区复杂度指标,即进场边潜在超越冲

突 $CA_{overtake}$ 、离场边潜在超越冲突 $CD_{overtake}$ 、 N 个关键冲突节点复杂度,量化扇区运行复杂性和动态性。输出标签则设定为单位时间内扇区安全通过的航空器数量,为后续模型训练与预测提供数据基础。

应用预测模型对预处理后的复杂度指标数据进行学习,后续可通过扇区各项复杂度指标预测不同交通流配置下的扇区通行能力。此外,可结合已知数据,借助回归模型对缺失值、异常值进行预测更正,进行扇区通行能力对不同进场航空器比例的敏感性分析。

2.3 输入特征重要度

SHAPley 加性解释 (SHapley Additive explain-ned, 简称 SHAP) 技术可用于确定每个输入特征的重要性。SHAP 是一种基于博弈论中的解释模型方法,核心思想是将模型的输出分解为各个特征的贡献和。对于给定的预测,SHAP 算法通过考虑所有特征值的排列组合,计算每个特征值对预测结果的贡献。SHAP 值不仅反映了每个样本中特征的影响力,还体现了这种影响的正负性^[17],因此是统一的衡量特征重要性的方法。SHAP 值由下式计算:

$$\text{pred} = AC + \sum_{i=0}^n \text{SHAP}(\text{特征}i) \quad (5)$$

其中 pred 是扇区通行能力预测值,AC 是该扇区实际通行能力值。因此,SHAP 值代表每个特征对整体预测的贡献。对 AC 影响最大的因素,或积极或消极作用于扇区通行能力预测。

3 实例分析

3.1 扇区运行机理

基于上述复杂度分析对华北地区某联合终端进近扇区 ZBAAAP16 进行动态通行能力评估。

该扇位于该复杂终端区东北角,主要负责经 OSUBA、BUMDU、GUVBA 进港至机场 A、B、C 落地、三场经 IDKEX、DOTRA、部分 MUGLO、IGMOR、ELKUR 出港飞机的间隔调配。管制范围为标准海平面气压 6 000 m (含) 以下,除 ZBAAAP02、ZBAAAP03 两低扇范围。该扇是典型的空域繁忙扇区,各机场间运行存在显著的耦

合制约效应,具有明显的复杂终端区特性,进一步体现在交织的进离场程序复杂度上。

AP16 扇区进离场航段分解如图 1 所示,可以看出:该扇区进离场程序可各自拆解为 7 节程序段,扇区内共有 6 个交叉/汇聚点,结合具体程序要求运行高度,可排除 2 个因高度错开而免除冲突的交叉点计算,因此仅需计算 AA423、AA524、TJ869、AD626 四点(简称点 1-4)冲突复杂度。

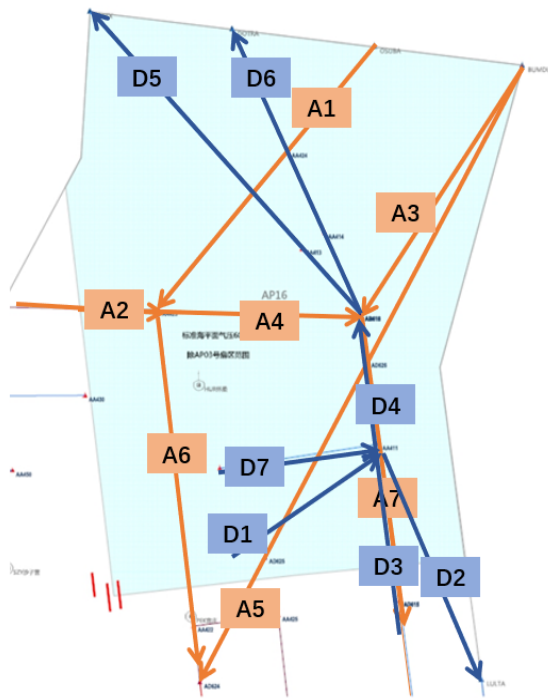


图 1 AP16 扇区进离场航段分解
Fig. 1 Approach and departure segment of sector AP16

3.2 复杂度计算

由于数据量较少,因此选取 15 min 作为单位时间,分别计算各时间段内扇区复杂度指标。三机场中、重机型占比分别为 0.65、0.35;0.9、0.1;0.95、0.05。进场边平均速度分别为 270 kt、280 kt;340 kt、350 kt;385 kt、395 kt,个别程序在此基础稍有调整。离场边平均速度分别为 312 kt、317 kt;350 kt、360 kt;350 kt、360 kt,个别程序在此基础稍有调整。根据此终端区某一周 ADS-B 数据,处理后可得每 15 min 各进离场航段流量,进一步可得进场边潜在超越冲突、离场边潜在超越冲突、点 1-4 交叉/汇聚点复杂度,处理数据如表 1 所示。

表 1 AP16 交通扰动复杂度计算结果(部分)
Table 1 Traffic Disturbance Complexity Calculations of AP16 (partial)

时段	进场边	离场边	交叉点 1	交叉点 2	交叉点 3	交叉点 4
1 11:30:00	3.250	3.060	0.000	0.000	0.000	0.000
1 11:45:00	33.420	3.805	0.051	0.006	0.000	0.007
1 11:60:00	27.411	3.470	0.027	0.004	0.005	0.007
1 12:15:00	5.877	6.376	0.000	0.000	0.002	0.021
1 12:30:00	20.208	6.120	0.014	0.004	0.000	0.028
...

(注:1 11:30:00 代表从第一天 11:15:01 至 11:30:00 的 15 min。)

以表 1 第二行数据为例,第一天 11:30:01 至 11:45:00 的 15 min 内,进场边冲突为 33.420,即 15 min 内有 5-6 对航空器存在潜在超越冲突,对管制负荷影响较大,管制员倾向于花费较多精力(调速或机动引导)处理进场潜在冲突解脱;离场边冲突为 3.805,即 15 min 内有 1-2 对航空器存在潜在超越冲突。由于冲突率较小,各交叉点复杂度不如进离场边复杂度直观,但并不代表单位时间内无交叉点冲突,拟通过机器学习进一步探究交叉点冲突对扇区通行能力影响。

3.3 结果分析

将各复杂度指标与对应时间段内扇区安全通过的航空器数量构建总数据集并代入模型中进行学习。确定相应参数设置后,选取 80% 作为训练集,20% 作为验证测试集,其测试结果如图 2 所示。图中红点基本覆盖蓝点,意味着预测值与实际值重合度较高。

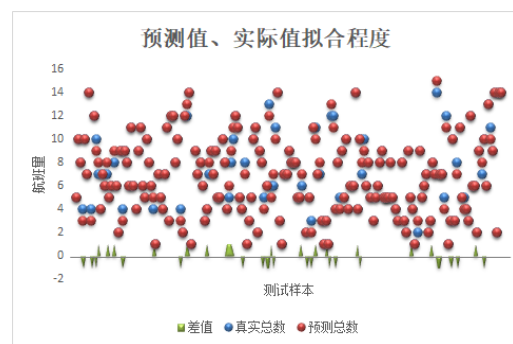


图 2 基于复杂度指标的机器学习预测结果
Fig. 2 Machine learning prediction results based on complexity metrics

从图2可以看出:在大部分的组数中,预测值能够与测试值保持一致,少部分存在预测偏差。总体而言,基于各扇区复杂度指标的扇区通行能力预测模型准确率为81.53%,预测效果较好,但仍有提升空间。此外,94.78%数据偏差维持在1架次以内,仅个别预测值与实际值偏差达到2或3架次。该模型决定系数 R^2 为95.25%,趋近于1,整体拟合效果较好,意味着复杂度可以解释扇区容量的95.25%变化原因。因此该模型适用于根据不同的交通扰动复杂度指标预测扇区动态通行能力。

AP16扇区复杂度之和与进离场航班量的关系如图3所示,黄绿色覆盖面是根据实际复杂度点拟合得到。选取固定进场、离场航班量时的二维剖面可见,随着进场航空器数量变化,复杂度变化较为急促,不如离场剖面平缓。合理推测,改变扇区流量配置确实会影响复杂度进一步影响到扇区最大通行能力。该扇区最大动态通行能力可结合不同进离比例下通过航空器数量峰值采取进一步分析。

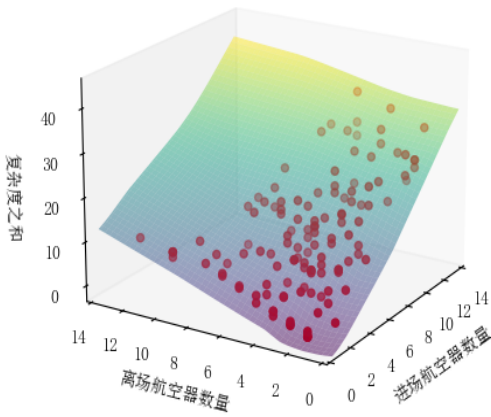


图3 扇区复杂度与进离场航班量关系
Fig. 3 Sector complexity versus approach and departure flights

考虑到扇区存在短时超容等异常值,因此选取各进场航空器所占比例(0到1,步长为0.1)下扇区通过航空器数量的第95个百分位数,初步得到该扇区不同配置下最大通行能力,再使用机器学习模型对缺失值、异常值进行预测更正,要求各复

杂度指标过渡平滑,结果如图4所示。扇区通过航空器数量在进离比例为1:1左右时达到最大14架次,若航空器为纯进场则可达11架次,纯离场则可达12架次。由此可见,离场相对进场复杂度更低,相同管制压力下,管制员可指挥更多离场架次,进一步论证进场管制压力更大。

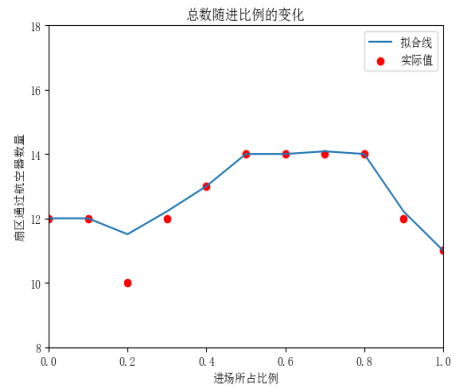


图4 扇区最大通行能力对进场航班比例的敏感性分析
Fig. 4 Sensitivity analysis of sector maximum traffic capacity to the proportion of approach flights

各复杂度特征对扇区预测航空器数量的影响程度如图5所示,可以看出:最重要的特征是进场边潜在超越冲突,其次为离场边潜在超越冲突、交叉点4。每个特征的影响程度略有不同,但重要性排序符合该扇区常规管制难度排序。

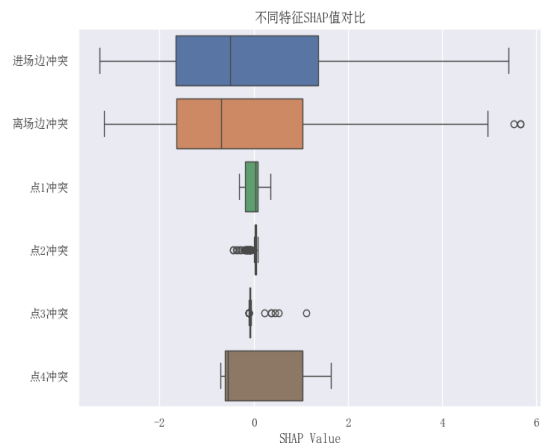
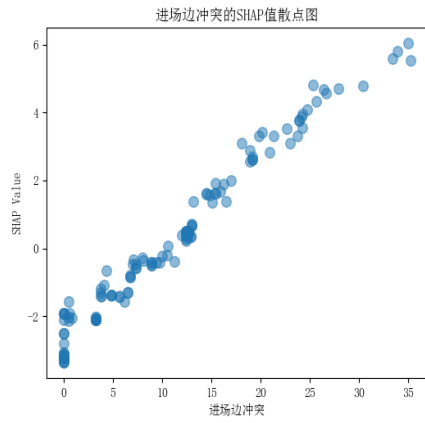
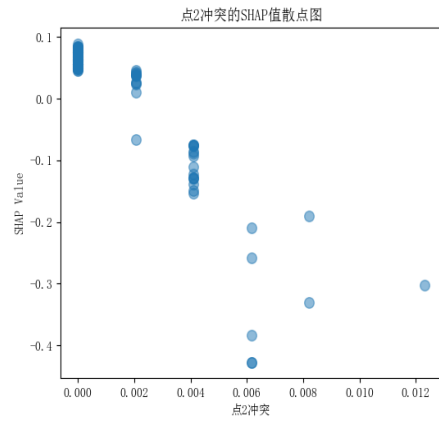


图5 不同特征 SHAP 值对比
Fig. 5 Comparison of SHAP values for different features

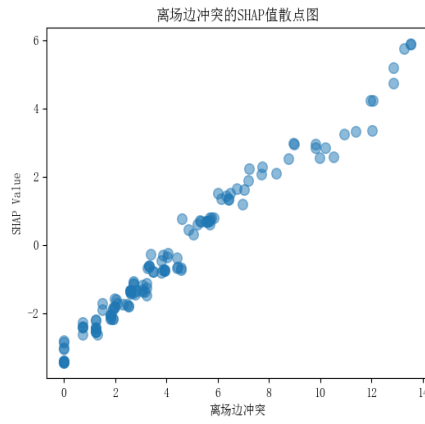
不同特征对扇区通行能力预测的作用程度如图6所示。



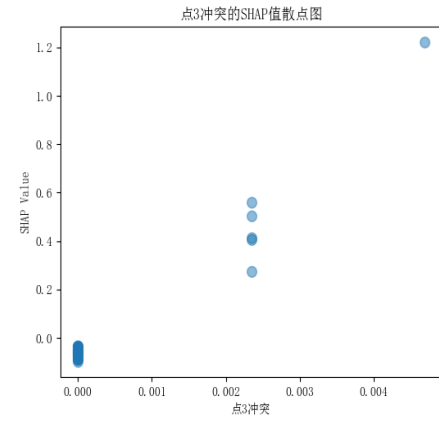
(a) 进场边冲突复杂度的 SHAP 值



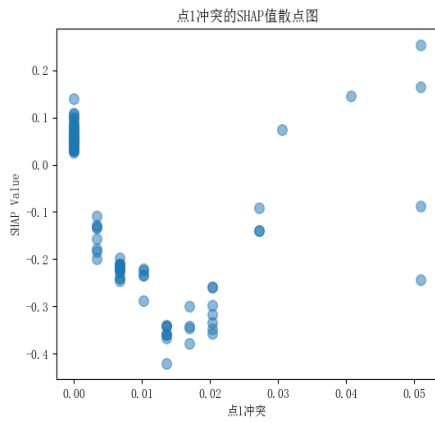
(d) 交叉点 2 复杂度的 SHAP 值



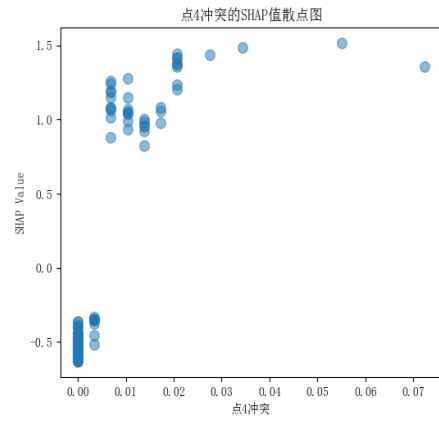
(b) 离场边冲突复杂度的 SHAP 值



(e) 交叉点 3 复杂度的 SHAP 值



(c) 交叉点 1 复杂度的 SHAP 值



(f) 交叉点 4 复杂度的 SHAP 值

图 6 不同特征的 SHAP 值

Fig. 6 SHAP values for different features

从图6(a)~图6(b)可以看出:进离场边潜在超越冲突与扇区通行能力存在很强的正相关,随着进离场边冲突的增加,扇区通行能力值增加,两项特征分别可使扇区通过航空器数量增加8架次。

从图6(c)~图6(d)可以看出:交叉点1、2对扇区通行预测的影响为负且较小,随着冲突复杂度的增加,扇区通过航空器架次会下降,但只会减少不到1个架次。尽管交叉点1、2影响存在,但相对于其他特征来说影响可忽略不计。

从图6(e)可以看出:随着交叉点3复杂度增加,整体上对扇区通过航空器数量产生积极影响,最高可达1架次。由于该交叉点所在大兴进场航段航班量偏少,因此该部分数据稀疏,但仍可表明两者正相关。后续可通过增加数据集训练量,提高分析准确性。

从图6(f)可以看出:交叉点4对扇区通行预测也起着积极影响(点4复杂度越大,通过航空器数量越多),但在交叉点4冲突复杂度达到0.02后影响减弱,整体影响约2个飞行架次。

3.4 扇区通行能力验证

根据该地区空管局2023年第二季度通行能力报告,AP16扇区15 min评估值(不考虑天气影响)为13架次/小时。本文模型预测扇区通行能力在进离比例约1:1时可达14架次/小时,略大于该数值,因此考虑使用AirTOp快速仿真软件进行管制员负荷验证。AirTOp是目前全球范围内用于终端区空域评估的主流仿真软件之一,用户可以通过修改参数对机场、空域等实体对象的运行活动在计算机世界中进行复现,但由于其开发场景以欧洲(EURO Control)机场为主,仿真负荷默认参数和权值不符合国内空域特征的需求,因此需要使用科学方法对建模参数和统计权值进行校准。

通过构建终端区空域模型并完善各扇区管制规则,根据该终端区历史ADS-B数据制作仿真飞行计划导入AirTOp仿真模型进行计算机仿真实施。如图7所示,仿真后显示的冲突点多聚集于进离场程序交叉点,进一步佐证程序汇聚、交叉点为扇区关键构成单位。

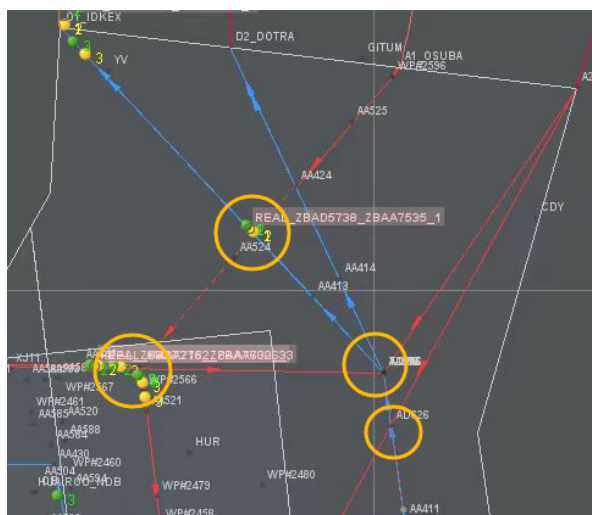


图7 AP16扇区仿真后显示冲突点
Fig. 7 Simulation conflict points of AP16

考虑到实际管制负荷数据较少,借鉴文献[18]所提出的校验方法,通过对比同等运行环境下的实际管制负荷与仿真输出,校准AirTOp管制员负荷权重设置,其分为基于时间的监视负荷和基于管制事件的负荷。基于时间的监视负荷等于管制员对每架航空器的监视负荷之和,每架航空器的监视负荷为在扇区内飞行时间乘以监视系数。基于管制事件的负荷分类器包括通话负荷工作时间、高度许可工作时间、冲突探测工作时间、冲突解脱工作时间、协调工作时间等特征^[19]。

引入分类器回归思想,把各项负荷数据映射到实际负荷,从而找出各监视负荷的决策边界,进一步确定监视系数、对不同管制事件时间进行调整,从而获得一个可用于仿真管制员负荷评估的负荷权值汇总表,使用校准后的权值可作为面向该扇区的计算机仿真负荷,结果显示仿真负荷与实际统计负荷偏差值小于 ± 2 ,证明该校准方法可以适用于对复杂终端区扇区负荷的评估对仿真管制员负荷进行校验,所得仿真管制员负荷评估的负荷权值汇总表可用于该扇区负荷分析。

根据DORATASK方法,管制员平均工作负荷不能超过最大工作负荷的80%的划分阈值标准,15 min之内的极限负荷为720 s。仿真后查证当前扇区在不同交通流配置、不同航班流量下,98.17%管制负荷数据符合不超80%的要求,如图8所示;且15 min起降总架次超过13时,95.24%

管制负荷数据符合不超 80% 的要求。

ZBAAAP16										
	Day 1	Day 2	Day 3	Day 4	Day 5	Day 6				
Rolling Period	EntryCount	ExitCount	TotalOccupancy	WorkLoad	WorkDuration	Monitoring Work...	Radio Telephon...	Level Clearance...	Conflict	
06:45 - 07:00	3	2	4	12	0:01:52	00:00:50	00:00:32	00:00:24		
07:00 - 07:15	6	6	8	34	0:05:08	00:02:01	00:01:24	00:01:32		
07:15 - 07:30	4	2	6	13	0:01:58	00:00:46	00:00:40	00:00:24		
07:30 - 07:45	4	6	8	52	0:07:50	00:02:18	00:01:32	00:01:40	00:01:10	
07:45 - 08:00	7	7	9	45	0:06:48	00:01:41	00:01:12	00:01:12	00:00:32	
08:00 - 08:15	9	8	11	45	0:06:47	00:02:45	00:02:12	00:01:32		
08:15 - 08:30	7	7	10	41	0:06:10	00:02:10	00:01:20	00:01:20	00:01:10	
08:30 - 08:45	6	7	9	55	0:08:10	00:02:05	00:01:48	00:01:04	00:01:00	
08:45 - 09:00	4	5	6	13	0:01:54	00:00:40	00:00:32	00:00:40		
09:00 - 09:15	4	5	5	31	0:04:35	00:01:49	00:01:16	00:01:04	00:00:16	
09:15 - 09:30	9	5	9	55	0:08:16	00:02:18	00:01:28	00:01:28	00:00:50	
09:30 - 09:45	6	9	10	37	0:05:36	00:02:32	00:01:48	00:00:48	00:00:16	
09:45 - 10:00	7	5	8	31	0:04:42	00:02:02	00:01:20	00:00:40	00:00:30	
10:00 - 10:15	3	6	6	23	0:03:28	00:01:15	00:01:12	00:00:24	00:00:30	
10:15 - 10:30	6	2	6	17	0:02:37	00:01:15	00:00:56	00:00:16		
10:30 - 10:45	10	5	14	68	0:10:11	00:02:50	00:02:04	00:00:36	00:02:26	
10:45 - 11:00	10	14	19	55	0:08:13	00:02:39	00:01:52	00:00:40	00:01:50	
11:00 - 11:15	7	11	12	44	0:06:36	00:02:31	00:02:16	00:01:04	00:00:30	
11:15 - 11:30	4	3	5	17	0:02:35	00:00:57	00:00:32	00:00:32	00:00:30	
11:30 - 11:45	6	4	8	44	0:06:33	00:01:43	00:01:20	00:00:20	00:01:30	
11:45 - 12:00	9	7	13	29	0:04:23	00:02:11	00:01:20	00:00:08	00:00:30	
12:00 - 12:15	3	9	9	31	0:04:39	00:01:47	00:01:40	00:00:44	00:00:20	
12:15 - 12:30	12	6	12	62	0:09:14	00:03:15	00:02:08	00:00:56	00:01:36	
12:30 - 12:45	6	7	12	54	0:08:08	00:02:28	00:02:00	00:00:12	00:01:46	
12:45 - 13:00	9	12	14	42	0:06:22	00:02:02	00:01:28	00:00:56	00:00:50	
13:00 - 13:15	4	4	6	38	0:05:38	00:01:31	00:01:04	00:00:40	00:01:16	

图 8 AP16 扇区仿真负荷(部分)

Fig. 8 sector simulation load of AP16 (partial)

经一线资深专家证实,该扇区起降较为均衡的情况下 15 min 极限运行容量可超 13 架次/小时,但由于管制员认知复杂度水平参差不齐,实际运行可考虑保留 1-2 个架次灵活使用。

4 结 论

1) 考虑到管制员认知复杂度难以量化,本文通过训练基于交通扰动复杂度的机器学习模型,量化不同动态流量特征对扇区通行能力的影响,可用于预测该扇区在不同交通流配置下的动态通行能力。该机器学习模型为航空交通流量管理提供了的思路新方法,有助于优化航班调度、提高空中交通效率,契合我国空域管理的精细化与自动化追求。

2) 通过 AirTOp 仿真软件对得出的扇区通行能力下的管制负荷进行了验证,证明训练模型预测结果的准确性和实用性,有效避免因管制员技能水平差异等人为因素导致的不确定性影响。

3) 提出的扇区复杂度衡量指标具有较广泛的适用性,可以借助交通流量管理系统信息以及航班 ADS-B 运行数据获取目标扇区所需特征复杂度,为该扇区未来流量决策提供参考。

参 考 文 献

[1] SONG L, WANKE C, GREENBAUM D, et al. Method-

ologies for estimating the impact of severe weather on air-space capacity[C]// AIAA Aviation Technology, Integration and Operations Conference. US: AIAA, 2008: 1-11.

[2] 张兆宁, 王霞. 考虑危险天气的终端区动态容量评估[J]. 中国民航大学学报, 2013, 31(6): 5-11.

ZHANG Zhaoning, WANG Xia. Assessment of terminal airspace dynamic capacity considering dangerous weather [J]. Journal of Civil Aviation University of China, 2013, 31(6): 5-11. (in Chinese)

[3] 陈凤兰. 军航活动下扇区动态容量评估研究[J]. 航空计算技术, 2016, 46(5): 31-37.

CHEN Fenglan. Research on sector dynamic capacity evaluation under army aviation[J]. Aeronautical Computing Technique, 2016, 46(5): 31-37. (in Chinese)

[4] 王莉莉, 桂宝钧. 基于动态网络流理论的扇区通行能力优化模型[J]. 火力与指挥控制, 2020, 45(11): 5-10.

WANG Lili, GUI Baojun. Optimization model of sector traffic capacity based on dynamic network flow theory [J]. Fire Control & Command Control, 2020, 45(11): 5-10. (in Chinese)

[5] DESCHINKEL K, FARGES J, DELAHAYE D. Optimizing and assigning price levels for air traffic management [J]. Transportation Research Part E, 2002, 112: 23-32.

[6] 王红勇, 张加豪, 温瑞英. 空中交通复杂性研究进展[J]. 航空工程进展, 2022, 13(5): 36-46.

WANG Hongyong, ZHANG Jiahao, WEN Ruiying. Research progress of air traffic complexity [J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2022, 13(5): 36-46. (in Chinese)

- [7] BLOEM M, BRINTON C, HINKEY J, et al. A robust approach for predicting dynamic density[C]// 9th AIAA Aviation Technology, Integration, and Operations Conference (ATIO). US: AIAA, 2009: 12-20.
- [8] 王超, 朱明, 王敏. 基于管制员认知负荷和改进蚁群算法的扇区动态通行能力评估[J]. 计算机应用, 2018, 38(1): 277-283.
WANG Chao, ZHU Ming, WANG Min. Evaluation of sector dynamic traffic capacity based on controller's cognitive load and improved ant colony algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(1): 277-283. (in Chinese)
- [9] 伍婷婷, 张涵. 新疆管制区域扇区容量评估与划设研究[J]. 航空工程进展, 2024, 15(2): 56-65.
WU Tingting, ZHANG Han. Capacity assessment and delineation of sectors in the Xinjiang control region[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2024, 15(2): 56-65. (in Chinese)
- [10] XIONG S, ZHAO Y. Dynamic estimates of sector capacity using the combined SOM and K-means method[C]// Proceedings of the 3rd International Conference on Mechatronics and Industrial Informatics (ICMII). Zhuhai: IEEE, 2015: 1-18.
- [11] GAO W, XU S. Multi-airport system simulation and optimization research[C]// Proceedings of the International Conference on Electronic Computer Technology, Macau: IEEE, 2009: 1-14.
- [12] SOOD N, WIELAND F. Total airport and airspace model (TAAM) parallelization combining sequential and parallel algorithms for performance enhancement[C]// Proceedings of the 36th Winter Simulation Conference. New Orleans: IEEE, 2003: 1-22.
- [13] 孙辰欣. 基于空中交通复杂性的扇区聚类分析研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2021.
SUN Chenxin. Research on Sector cluster analysis based on air traffic complexity[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2021. (in Chinese)
- [14] XIAO M, ZHANG J, CAI K, et al. ATCEM: a synthetic model for evaluating air traffic complexity[J]. Journal of Advanced Transportation, 2016, 50(3): 315-325.
- [15] CAO X, ZHU X, TIAN Z, et al. A knowledge-transfer-based learning framework for airspace operation complexity evaluation[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2018, 95: 61-81.
- [16] 史浩祥, 林光. 扇区动态容量评估方法现状分析[J]. 电脑知识与技术, 2022, 18(17): 112-113, 119.
SHI Haoxiang, LIN Guang. Analysis of the current state of the art in sector dynamic capacity assessment methods[J]. Computer Knowledge and Technology, 2022, 18(17): 112-113, 119. (in Chinese)
- [17] 曾子明, 张瑜, 李婷婷. 多特征融合的突发公共卫生事件潜在谣言传播者识别[J]. 图书情报工作, 2022, 66(13): 80-90.
ZENG Ziming, ZHANG Yu, LI Tingting. Detection of potential rumor spreaders in public health emergencies based on multi-feature fusion [J]. Library and Intelligence Work, 2022, 66(13): 80-90. (in Chinese)
- [18] 张璋. 基于仿真和工作负荷的容量评估及扇区优化[D]. 天津: 中国民航大学, 2017.
ZHANG Zhang. Capacity evaluation and sector optimization based on simulation and workload[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2017. (in Chinese)
- [19] 许辰澄, 江斌, 许蕾, 等. 多机场终端区多场景运行仿真建模与性能评估[J]. 航空计算技术, 2024, 54(2): 57-61.
XU Chencheng, JIANG Bin, XU Lei, et al. Simulation modeling and performance evaluation of multi-airport terminal area operation under multi-scenarios [J]. Aeronautical Computing Technique, 2024, 54(2): 57-61. (in Chinese)

(编辑: 马文静)