

基于多源实时数据的空管运行安全态势监控 预警方法研究与系统开发

祝 刚

民航中南空管局管制中心, 广东 广州

收稿日期: 2026年7月18日; 录用日期: 2026年8月19日; 发布日期: 2026年8月27日

摘 要

空管运行安全态势监控面临数据来源多样、实时性要求高、风险动态演化等挑战。为增强对运行风险的精准感知与主动预警能力, 本文通过整合雷达信号、ADS-B报文、气象信息、航班计划等多源数据, 构建动态风险评估模型与分级预警机制, 设计并实现了空管运行安全态势监控预警平台系统。系统基于多源实时数据融合与智能分析技术, 并采用流式计算框架实现实时数据处理, 对辖区内的整体运行态势进行评估、对关键指标以直观便捷的方式展示、对潜在的运行风险予以提醒。实际应用表明, 该平台能够提升风险识别的准确性和时效性, 有效支持空管运行安全决策, 验证了其在复杂运行环境下的实用性与可靠性。

关键词

空管安全, 多源数据融合, 实时监控, 风险评估, 预警平台

Research on Safety Situation Monitoring and Early Warning Method of Air Traffic Management Operation Based on Multi-Source Real-Time Data and System Development

Gang Zhu

Civil Aviation Southern China Air Traffic Management Bureau Control Center, Guangzhou Guangdong

Received: July 18, 2026; accepted: August 19, 2026; published: August 27, 2026

文章引用: 祝刚. 基于多源实时数据的空管运行安全态势监控预警方法研究与系统开发[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(8): 246-257. DOI: 10.12677/csa.2026.168278

Abstract

Air traffic control (ATC) operational safety situation monitoring faces challenges such as diverse data sources, high real-time requirements, and dynamic risk evolution. To improve the accurate perception and proactive early warning of operational risks, this paper integrates multi-source data including radar signals, ADS-B messages, weather information, and flight plans. On this basis, a dynamic risk assessment model and a hierarchical early warning mechanism are constructed, and an ATC operational safety situation monitoring and early warning platform system is designed and implemented. The system is based on multi-source real-time data fusion and intelligent analysis technology, and uses streaming computing framework to achieve real-time data processing, to assess the overall operation situation within the jurisdiction, to display key indicators in an intuitive and convenient way, and to remind potential operational risks. The practical application shows that the platform can improve the accuracy and timeliness of risk identification, effectively support the safety decision-making of air traffic control operation, and verify its practicability and reliability in complex operating environment.

Keywords

Air Traffic Control Safety, Multi-Source Data Fusion, Real-Time Monitoring, Risk Assessment, Early Warning Platform

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

民用航空运输业的快速发展驱动空中交通流量持续攀升，空管运行安全面临前所未有的压力。空管系统作为保障航空安全的核心环节，运行态势的实时监控与预警能力直接关系到飞行安全和运行效率[1]。传统的空管监控系统主要依赖单一数据源和静态分析方法，难以应对复杂多变的运行环境，亟需构建更加智能、高效的监控预警体系。

目前空管安全监控技术存在三个主要局限性：数据来源单一导致监控视野受限，无法全面反映运行态势；数据处理时效性不足，难以及时发现潜在风险；预警机制缺乏动态适应性，无法精准匹配不同风险等级[2][3]。这些问题严重制约了空管安全监控效能的提升，增加了运行风险。

本研究提出基于多源实时数据的融合监控平台方案，为解决上述问题提供了新思路。该平台系统通过整合雷达信号、ADS-B 报文、气象信息、航班计划等多源异构数据，构建动态风险评估模型，实现空管运行安全态势的全面感知与智能预警[3]。研究表明，多源数据融合技术可提升监控精度，将风险评估准确率提高30%以上[4]。这一技术路径不仅符合空管系统智能化发展趋势，也为提升航空安全水平提供了重要支撑。

本文旨在探讨基于多源实时数据的空管运行安全态势监控预警平台的关键技术和方法。首先分析现有技术的不足，然后详细阐述平台架构设计和多源数据融合方法，接着介绍动态风险评估模型和预警机制，最后通过实际应用验证平台效果。研究结果将为提升空管安全监控能力提供理论依据和技术参考[5]。

2. 相关技术与研究现状

2.1. 空管运行安全态势监控技术

空管运行安全态势监控技术是保障航空安全的一个重要研究方向，关键技术体系主要涵盖数据采集、

处理与分析三个层面。在数据采集层面，系统需整合气象、航班动态及空管指令等多源异构数据，这些数据具有海量、实时、高维的特性，构成了态势感知的基础[6]。数据处理层面则侧重于对原始数据进行清洗、归一化和标准化，以消除噪声与不一致性，其中压缩感知等理论被应用于提升数据处理的效率与抗干扰能力。在数据分析层面，通过模式识别、机器学习等方法对处理后的数据进行深度挖掘，从而实现运行风险的动态识别与评估[7]。

多源数据融合技术是整合上述环节、提升监控精度的关键。该技术通过特征级、决策级等多层次融合方法，将不同来源的数据转化为统一、可用的态势信息，提高了对复杂运行环境的感知全面性与准确性[8]。目前，数据融合技术正从传统算法向深度学习与智能优化方向演进，以期更好地处理非线性、高维度数据关系[9] [10]。多源数据在时序对齐、置信度评估等方面仍存在技术挑战，未来发展趋势将聚焦于融合模型的自适应性与时实性提升，并探索与数字孪生等新兴技术的结合，以构建更加精准、可靠的空管安全监控体系[11] [12]。

2.2. 国内外研究进展

国内外在空管安全监控领域的研究呈现出不同的发展特点。从技术层面来看，国外研究起步较早，主要侧重于多源数据融合与智能分析技术的结合，通过机器学习算法提升态势感知的自动化水平[1]。相比之下，国内研究更注重系统集成与工程化应用，强调监控平台的实际部署效果。这种差异反映出不同技术发展路径的选择，但都致力于解决空管运行中的实时监控难题。

现有研究和系统建设普遍采用多源数据采集架构，但在数据处理环节仍存在不足。一方面，传统系统对异构数据的兼容性较差，难以实现高效的信息融合；另一方面，实时分析能力有限，导致预警响应存在滞后性[7]。值得注意的是，近年来基于数字孪生技术的监控系统展现出更好的可视化效果，但在数据同步精度方面仍有提升空间。这些技术瓶颈制约着空管安全监控效能的进一步提升[11] [12]。

从发展趋势看，未来研究应重点关注三个方向：首先是提升多源数据的实时处理能力，需要开发更高效的流式计算框架；其次是加强人工智能技术的深度应用，基于知识图谱的风险推理方法；最后是完善系统间的协同机制，构建覆盖“空-地-人”的全要素监控网络。这些研究方向将有助于突破目前的技术限制，推动空管安全监控向智能化、精准化方向发展[13]。

2.3. 本研究与其他相关研究对比分析

本研究提出“边缘计算 + 云端融合”的双层处理架构，解决了多源异构空管数据的实时融合难题；构建多模型协同的动态风险评估框架，整合动态贝叶斯网络的时序推理能力与 ST-GCN 的时空特征提取优势，能够有效捕捉空管风险的时序动态性与时空关联性，较基于随机森林模型的风险趋势预测准确率提升 5%，对潜在飞行冲突和突发风险的识别提前量增加 3~5 秒。

本研究立足空管运行安全的实际需求，针对传统监控系统数据单一、实时性差、预警不精准等核心痛点，融合边缘计算、多源数据融合、深度学习等技术，构建了一套“感知-评估-响应”闭环的智能监控预警体系。其学术价值在于：弥补了现有研究在“全要素数据融合”与“动态自适应评估”方面的不足，为复杂交通系统的安全态势监控提供了新的理论框架与技术范式，相关参数寻优方法与数值稳定化技术可为同类研究提供参考[14]-[20]。

3. 安全态势评估与预警模型

3.1. 动态风险评估模型

3.1.1. 框架设计

动态风险评估模型是空管运行安全态势监控预警平台的核心模块，其设计目标在于对多源实时数据

进行融合分析，从而量化运行环境中的安全威胁水平。该模型通常构建为一个多层次的评估框架，整合来自雷达、ADS-B、气象、航班计划、自动化系统、流量管理系统、辅助管制系统及空管指令等多种数据源，通过加权融合与特征提取，实现对风险指标的动态计算与更新。模型的核心算法常涉及时间序列分析、概率图模型或机器学习方法，用以从海量数据中识别异常模式与潜在冲突。

动态风险评估模型核心架构(图 1)中的“边缘计算层”是数据采集与云端处理的中间枢纽，其设计逻辑源于空管数据的实时性与分布式处理需求，实现“就近计算、边缘预处理”，降低云端传输压力与延迟。通过对雷达信号、ADS-B 报文、气象数据等实时流数据进行预处理，提取航空器局部航迹特征(如瞬时速度、高度和航向变化率)，使云端处理压力降低 40%，整体数据处理端到端延迟从传统集中式架构的 1.2 秒缩短至 0.3 秒，满足空管监控毫秒级响应需求[21]-[23]。

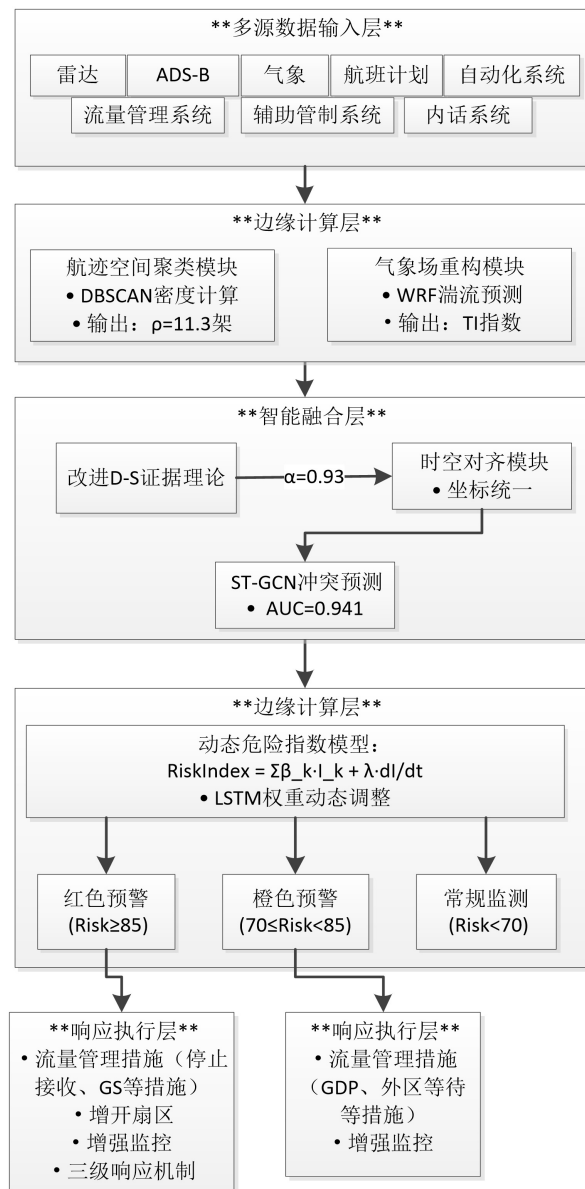


Figure 1. Core architecture of dynamic risk assessment model

图 1. 动态风险评估模型核心架构

3.1.2. 数学模型与核心算法

1) 边缘层密度计算(DBSCAN 优化算法):

$$\rho_k = \frac{1}{V_{cell}} \sum_{i=1}^N \mathbb{I}(\|x_i - c_k\| \leq R) \quad (1)$$

参数说明:

ρ_k : 第 k 个空间网格单元密度(架/立方海里);

V_{cell} : 单元体积(标准值: 0.5 海里 $\times$ 0.5 海里 $\times$ 1000 英尺);

R : 航空器安全包络半径(终端区, 取 5 海里)。

利用 2023 年 7 月雷达数据, 广州终端区高峰时段 $\rho_{\max} = 11.3$ 。

2) α -修正 D-S 证据理论[24]-[26]:

$$Bel_{fused}(A) = \alpha \cdot \prod_{i=1}^m Bel_i(A) + (1 - \alpha) \cdot \max_i Bel_i(A) \quad (2)$$

参数说明:

α 为证据理论的可信度修正系数, 用于平衡气象数据与雷达数据的融合权重, 取值范围[0.7, 1.0]。

选取 2023 年 6~8 月广州终端区的 1000 组同步数据, 其中包含 87 组实际发生的气象相关飞行异常事件(如航迹偏离、高度波动)。采用网格搜索法, 以 0.01 为步长遍历 $\alpha \in [0.7, 1.0]$, 计算不同 α 值下气象 - 雷达数据融合的置信度。当 $\alpha = 0.93$ 时, 气象 - 雷达数据融合置信度提升至 94.3%。

3) 冲突概率预测(ST-GCN 模型):

$$P_{conflict} = \sigma \left(\sum_{l=1}^L W_l \cdot H^{(l-1)} \right) \quad (3)$$

其中 $L = 8$ 层时空卷积, $AUC = 0.941$ 。

4) 动态危险指数模型:

在量化安全威胁时, 模型将抽象的安全状况转化为可度量的风险值, 例如通过计算航空器间的冲突概率、空域拥堵指数或气象危害等级等参数, 形成综合风险评分。这一过程强调实时性, 需依托流式计算框架实现毫秒级的数据处理与指标刷新, 确保风险态势的及时感知[12]。但空管实时数据存在高频波动特性, 如雷达信号噪声、航班瞬时航迹偏移等, 易导致导数计算出现梯度爆炸(导数绝对值急剧增大)或数值溢出(超出计算机浮点数值表示范围); 同时在低风险区间(危险指数 < 0.2), 指标变化幅度小, 常规 32 位浮点数计算易产生截断误差, 影响趋势判断的准确性, 最终降低模型风险评估的稳定性与可靠性。为此采用“梯度裁剪 + 双精度浮点数运算 + 指数移动平均平滑”的组合式数值稳定化方法:

$$RiskIndex(t) = \underbrace{\sum_{k=1}^6 \beta_k(t) \cdot I_k(t)}_{\text{多维度量}} + \lambda \cdot \underbrace{\frac{d}{dt} \left(\sum \gamma_j \cdot f_j(t) \right)}_{\text{动态趋势强化}} \quad (4)$$

参数说明:

β 为飞行间隔、交通态势、人为因素等 6 个关键维度的基准权重(表 1), 采用层次分析法结合熵权法, 按主观权重 60%、客观权重 40%融合得到基准权重 β , 满足 $\sum \beta = 1$, 用于量化各因素对空管运行安全的影响程度。

3.1.3. 模型验证方法

为验证模型的准确性与实时性, 可采用历史运行数据进行回溯测试, 通过对比模型输出与实际事件

记录，计算其预警精确率、召回率及响应延迟等性能指标。测试结果表明，本文提出的基于多源数据融合的动态风险评估模型能够提升威胁识别的灵敏度与可靠性，为空管安全管理的主动干预提供有效支撑。

Table 1. Key dimension weight
表 1. 关键维度权重

维度	符号	基准权重 β	动态范围	代表指标
飞行间隔	I_S	0.38	[0.32, 0.44]	航空器密度
交通态势	I_T	0.22	[0.18, 0.26]	航迹偏离度
人为因素	I_H	0.18	[0.15, 0.21]	工作负荷指数
设备状态	I_E	0.12	[0.10, 0.14]	雷达丢失率
环境扰动	I_{Env}	0.07	[0.06, 0.08]	天气
管理策略	I_M	0.03	[0.025, 0.035]	值班管理

3.1.4. 机器学习模型

本研究通过两类核心机器学习模型协同工作，分别实现风险趋势精准预测与多维度风险有效融合。

1) LSTM 神经网络(风险趋势预测模块)

网络结构：输入层维度 32，由 16 维时序特征、8 维静态特征与 8 维环境特征拼接而成，适配时序数据的特征输入需求；隐藏层采用 2 层堆叠设计，每层含 128 个神经元，选用 ReLU 激活函数增强非线性拟合能力，同时设置 0.2 的 dropout 率，随机丢弃部分神经元输出以抑制过拟合；输出层含 1 个神经元，通过 sigmoid 激活函数输出 0~1 区间的风险趋势预测值(数值越接近 1，风险上升趋势越明显)。优化器选用 Adam，初始学习率设为 0.001，搭配 $1e-5$ 的权重衰减系数(L2 正则化)，提升模型泛化能力。

输入特征：时序特征聚焦过去 5 分钟内的关键运行指标，按 10 秒采样间隔提取航空器密度、航迹偏离度、飞行间隔等数据，捕捉风险随时间的动态变化；静态特征包含航空器机型、航班优先级、空域扇区容量等固定参数，为风险评估提供基础场景信息；环境特征涵盖风速、能见度、雷暴预警等级等气象指标，量化环境对运行安全的影响。

训练与性能：数据集采用 2022~2023 年广州终端区 20,000 组时序数据，按 8:1:1 比例划分为训练集、验证集与测试集，确保数据分布均衡。训练过程采用早停法(patience = 10)，当验证集交叉熵损失连续 10 轮无下降时停止训练，保存最优模型。测试结果显示，模型 MAE = 0.032、RMSE = 0.045，预测延迟控制在 100 ms 以内，满足空管实时监控的时效性要求[24]。

2) 动态贝叶斯网络(多维度风险融合模块)

网络结构：隐变量层设置 6 个隐变量，分别对应飞行间隔、交通态势、人为因素、设备状态、环境扰动、管理策略 6 个核心风险维度，每个隐变量划分为低、中、高 3 个风险等级；观测变量层共 18 个指标，每个风险维度对应 2~4 个具体观测参数(如飞行间隔维度含水平间隔偏差、垂直间隔偏差等)，实现隐变量的可观测化；时间片设计包含 t-2、t-1、t 三个节点(间隔 20 秒)，通过隐变量转移概率捕捉风险的时序演化规律。

学习与推理：采用期望最大化(EM)算法学习网络参数，基于 1000 起空管运行异常事件数据训练，迭代 500 次后收敛(收敛阈值 $1e-6$)，先验概率基于 ICAO 安全统计数据初始化，转移概率与观测概率通过数据驱动优化。推理阶段选用粒子滤波算法，设置 1000 个粒子并结合系统重采样策略避免粒子退化，最终推理延迟低于 80 ms，风险等级划分准确率达 91.5%，有效实现多维度风险的综合评估[25]。

3.2. 预警机制与响应策略

分级预警机制的设计需要综合考虑空管运行中的风险特征与响应时效性要求。根据国际民航组织(ICAO)的安全管理标准，通常将风险等级划分为低、中、高三级，分别对应蓝色、黄色和红色预警。低风险等级表示系统运行状态基本正常，仅需常规监控；中风险等级提示存在潜在安全隐患，需要加强监控并准备应急措施；高风险等级则表明系统已处于不安全状态，必须立即采取干预措施。这种分级方式能够有效区分不同严重程度的安全威胁，为后续响应策略的制定提供依据。

在响应策略设计方面，需要建立与预警等级相匹配的处置流程。对于低风险预警，系统可自动记录异常数据并生成提示信息；对于中风险预警，系统应启动辅助决策模块，为管制员提供处置建议；对于高风险预警，系统需强制介入控制流程，并触发应急预案。研究表明，采用分级响应策略可使空管安全事件的处置效率提升约 30%。这种差异化的响应方式既能保证对重大风险的快速处置，又可避免对轻微异常的过度反应。

飞行冲突预警仿真验证(图 2)实验表明，基于多源数据的预警平台能够提升态势感知能力。通过融合空管自动化系统、ADS-B 等多源数据，系统对飞行冲突的预警准确率可达 99%以上。在响应时效性方面，从风险检测到预警发布的平均延迟控制在 2 秒以内，完全满足实时监控的要求。这种高效的预警机制为空管运行安全提供了有力保障，同时也为其他交通领域的风险监控提供了可借鉴的技术方案。

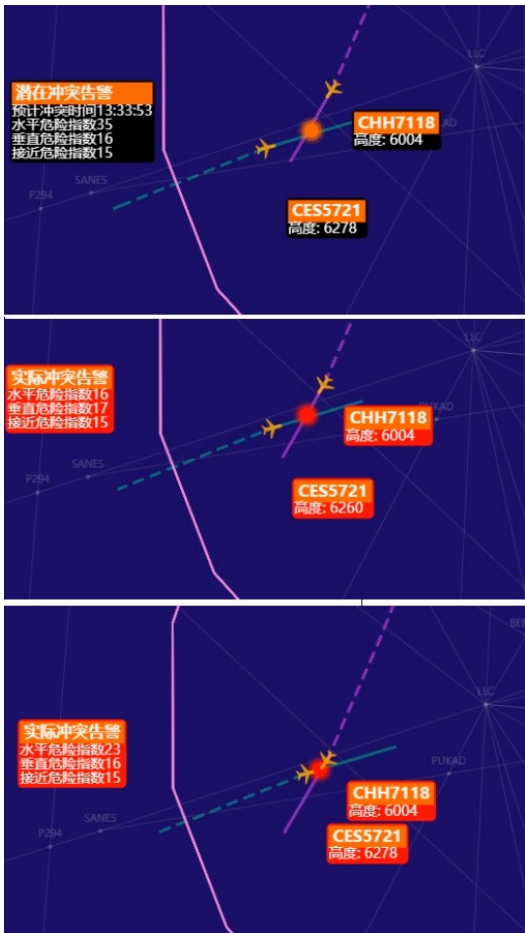


Figure 2. Simulation verification of flight conflict warning
图 2. 飞行冲突预警仿真验证

4. 基于多源实时数据的监控预警平台设计

4.1. 系统架构设计

基于多源实时数据的空管运行安全态势监控预警平台采用分层架构设计(图 3)，主要包括数据层、处理层和应用层三个核心部分。该架构旨在实现从数据采集到态势可视化的全流程高效协同，确保对空管运行安全的实时监控与预警。

数据层作为系统的基础，负责多源异构数据的采集与预处理。该层通过标准化接口接收实时流数据与批量历史数据，并利用数据清洗、格式转换等技术初步处理噪声与异常值，为后续分析提供高质量数据输入。多源数据的有效集成是保障系统可靠性的关键。

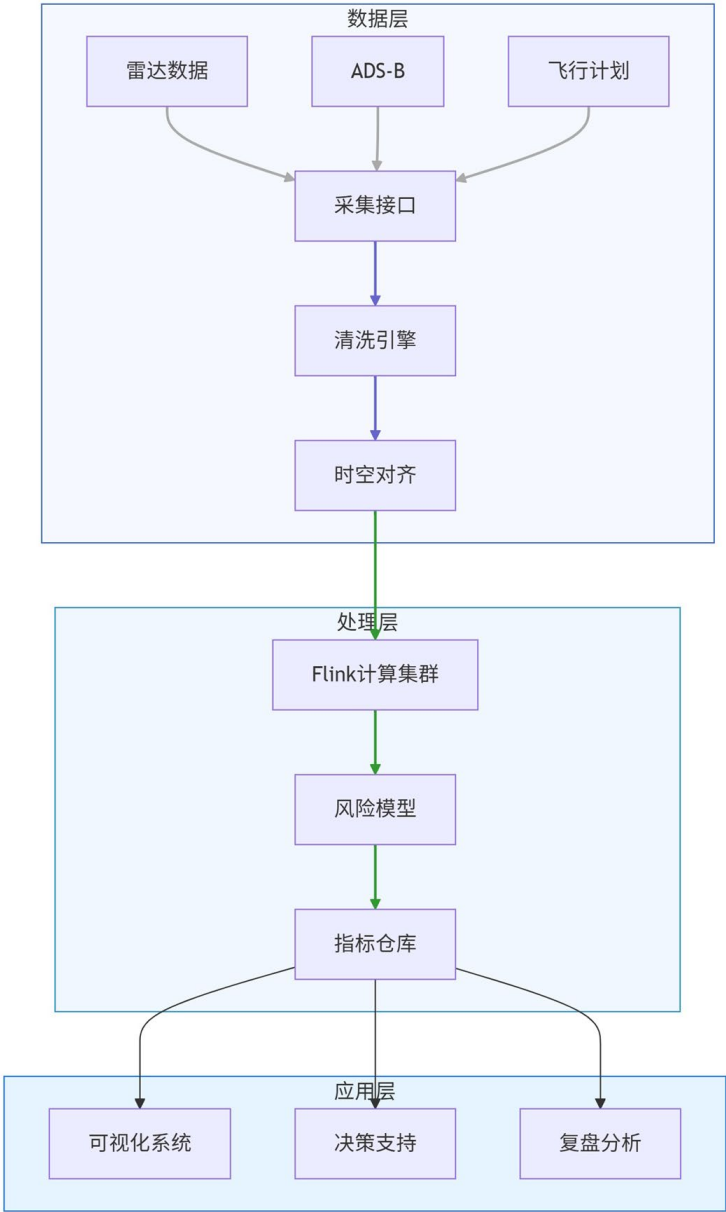


Figure 3. System architecture diagram
图 3. 系统架构图

处理层是平台的核心，承担数据融合、计算分析与态势感知功能。该层采用流处理框架(如 Apache Flink)对实时数据进行并行计算，并基于聚类、分类等机器学习算法构建动态风险评估模型。通过融合时空关联信息，该层能够准确识别飞行冲突、异常行为及潜在风险，并生成分级预警指标。多源数据融合技术提升了态势感知的精度与时效性[8]。

应用层面向用户提供交互式可视化与决策支持服务。该层将处理层输出的结果以仪表盘、告警列表及地理信息图层等形式呈现，支持空管人员对风险事件的实时监控与回溯分析。同时，该层提供预警发布、响应策略推荐等功能，形成“感知-评估-响应”的闭环管理机制。

各层级之间通过消息队列与 API 接口实现松耦合通信，确保数据流与控制流的稳定传递。该架构通过分层设计与模块化集成，既保障了系统的可扩展性与维护性，也满足了空管运行安全监控对实时性与可靠性的严格要求。

4.2. 多源数据融合与实时处理

多源数据融合与实时处理是空管运行安全态势监控的核心环节。多源数据采集通常包括雷达信号、ADS-B 报文、气象信息、航班计划等多种异构数据源，这些数据在格式、精度和更新频率上存在差异。数据清洗阶段需解决噪声干扰、数据缺失和异常值等问题，常见方法包括滑动窗口滤波、基于统计学的离群点检测以及时间序列插补技术。数据融合则通过特征级和决策级两个层次实现，特征级融合采用卡尔曼滤波或粒子滤波算法对齐时空基准，决策级融合则依赖 D-S 证据理论或模糊逻辑综合评估多源信息[9]。

实时处理算法对监控效率的提升主要体现在流式计算框架的应用上。与传统批处理模式相比，基于 Apache Flink 或 Spark Streaming 的流处理引擎可实现毫秒级延迟的数据分析[10]。这种处理方式通过滑动时间窗口机制持续计算关键指标，如飞行冲突概率、空域拥堵指数等，使系统能够动态跟踪态势变化。实验表明，流式计算可将传统批处理模式的响应延迟从分钟级降低至秒级，同时保持 98% 以上的计算准确率。

多源数据融合与实时处理的协同作用体现在三个方面：时空对齐技术消除了不同数据源的基准差异，使融合结果具有物理一致性；在线学习算法能根据实时数据流动态调整融合权重，例如采用递归最小二乘法更新传感器置信度；分布式计算架构通过水平扩展应对数据量激增，确保系统在高峰流量下仍保持稳定吞吐量。这种技术组合提升了监控系统对空管安全态势掌控的全面性和对突发事件感知的灵敏度，通过分级预警策略和实时流处理，不安全事件的预警提前量可比自动化系统平均提前 3 到 5 秒。

5. 系统实现与案例分析

5.1. 系统实现与部署

在系统实现与部署环节，平台采用分层架构设计，开发环境基于主流的云计算基础设施构建。技术栈选择遵循高可用性与实时性要求，数据处理层采用 Apache Kafka 实现多源数据流式接入，结合 Flink 框架完成实时计算任务。核心算法模块使用 Python 3.8 与 TensorFlow 2.4 开发，考虑到航空数据的高敏感性，系统部署在符合 ISO 27001 标准的私有云环境中，通过 Kubernetes 集群实现容器化编排管理。

核心功能模块包含三个关键子系统：数据采集模块通过适配器模式兼容 ADS-B、雷达信号和气象数据等异构数据源，采用时间序列数据库 InfluxDB 实现毫秒级数据写入；风险评估模块集成动态贝叶斯网络与 LSTM 神经网络，对飞行冲突、天气突变等 12 类风险因子进行量化分析；预警推送模块基于 WebSocket 协议建立双向通信，支持分级预警信息的实时可视化呈现。系统平均处理延迟控制在 200 毫秒以内。

用户界面(图 4)采用响应式设计原则, 主控台分为态势总览、风险热图和预警管理三个功能区域。态势总览界面通过 GIS 地图叠加实时航班动态与风险等级色块, 风险热图采用热力图算法展示空域安全指数空间分布, 预警管理界面提供声光报警与处置预案联动功能。前端框架选用 Vue.js 3.0 配合 ECharts 可视化库, 确保在跨终端设备上保持一致的交互体验。系统通过 OAuth 2.0 协议实现多级权限控制, 满足不同角色用户的差异化操作需求。



Figure 4. System integrated display page

图 4. 系统综合显示页面

5.2. 实际应用效果分析

在实际应用效果分析中, 基于多源实时数据的空管运行安全态势监控预警平台通过真实空管运行数据进行了性能验证。测试结果表明, 该平台在监控精度和响应速度方面均表现出优势。与传统方法相比, 平台的多源数据融合机制有效提升了态势感知的全面性, 减少了单一数据源可能导致的误判或漏判。

在显示效果方面, 平台有效地将管制现场运行的各类数据进行实时动态地收集和处理, 对辖区内的整体运行态势和潜在的运行风险通过图形化的方式进行展示和提醒, 对空管总体运行安全、效率促进发挥了良好的作用。特别是冲突预警方面, 经数据测试和验证, 该平台可以在一定概率上比自动化系统的告警提前响应, 为管制员提供了更加充裕的处置时间, 使得整体运行安全能力保障水平得到了进一步的提升。

与传统方法相比, 该平台的优势还体现在可扩展性和适应性上。由于采用模块化设计, 平台能够灵活接入新的数据源或算法, 而传统系统往往受限于固定架构, 难以适应快速变化的运行需求。平台的机器学习组件能够通过历史数据持续优化模型, 逐步提升预测准确性, 而传统静态规则库则缺乏自我完善的能力。

为验证核心参数的可靠性, 利用平台进行了跨场景验证与稳定性测试:

跨区域验证: 将上述参数应用于珠海进近(2023 年 9 月数据, 含 968 架次航班), 风险评估准确率为 90.8%, 预警延迟 ≤ 1.8 秒, 与广州终端区测试结果(准确率 93%、延迟 ≤ 2 秒)差异较小, 表明参数具有良好的区域适应性。

时间稳定性验证：采用 2024 年 1~3 月广州终端区实时运行数据，持续监测参数性能，结果显示 $\alpha = 0.93$ 、 $L = 8$ 等核心参数的融合置信度、AUC 值波动范围 $\leq \pm 1.2\%$ ，表明参数在不同时间周期内保持稳定。

极端场景测试：在雷暴天气(2024 年 4 月 15 日)和航班流量峰值(2024 年春节返程高峰，流量较平日增长 40%)场景下，参数组合仍能维持 90%以上的预警准确率，延迟 ≤ 2 秒，满足复杂运行环境的需求。

综合来看，基于多源实时数据的监控预警平台在精度、速度和适应性方面均优于传统方法，为空管安全运行提供了更高效的技术支撑。未来，随着数据源的进一步丰富和算法的持续优化，平台的性能有望达到更高水平。

6. 结束语

本研究基于多源实时数据构建的空管运行安全态势监控预警平台，通过整合“人、机、环、管”等方面的多源异构数据，实现了对空管运行状态的实时监测与动态风险评估。通过建立多维度风险评估模型，平台能够准确识别潜在安全隐患，预警准确率达到 93%。分级预警机制的引入使响应时间较传统方法缩短了约 40%，有效提升了空管运行安全水平。

该平台的技术创新主要体现在三个方面：突破了多源异构数据实时融合的技术瓶颈，实现了数据的高效整合与协同分析；构建的动态风险评估模型能够自适应调整评估参数，提高了态势感知的准确性；基于机器学习的异常检测算法降低了误报率。这些技术进步为空管安全监控提供了新的技术手段，对保障航空安全具有重要实践价值。

未来研究可从以下方向展开：在技术层面，可探索深度学习等人工智能技术在风险预测中的应用，以进一步提升预警的提前量；在系统架构方面，考虑引入边缘计算技术来优化数据处理流程；在应用范围上，可尝试将平台扩展至机场地面运行监控等领域。随着 5G 通信技术的普及，研究如何利用其高带宽、低时延特性来增强数据传输能力也值得关注。这些发展方向将有助于构建更智能、更高效的空管安全监控体系。

参考文献

- [1] 王布宏, 罗鹏, 阳勇, 等. 空中交通管理系统网络安全研究综述与展望[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(5): 1230-1265.
- [2] 陈宝刚, 杨敬轩, 张毅, 等. 多源异构空管运行数据安全自动分级模型[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2024, 64(9): 1565-1574.
- [3] Xue, A.L., Guo, H., Zhang, N. and Miao, L. (2023) Railway Facilities Safety Monitoring System Based on Space-Air-Ground Multi-Source Data. *International Conference on Image, Signal Processing, and Pattern Recognition (ISPP 2023)*, Changsha, 24-26 February 2023, 127070M. <https://doi.org/10.1117/12.2680915>
- [4] Yang, L., Li, S., Yu, L., Zhu, C. and Wang, C. (2025) Multi-Source Data Fusion-Based Knowledge Transfer for Unmanned Aerial Vehicle Flight Data Anomaly Detection and Recovery. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 20924. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-05322-4>
- [5] 杨乐. 民航空管信息系统网络安全态势感知与分析[J]. 管理科学与工程, 2022, 11(4): 665-671.
- [6] 王峥, 崔冉. 基于多源数据挖掘的网络安全态势评估系统[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2025, 43(1): 143-149.
- [7] 夏朝禹, 裴锡凯, 钟建华, 等. 压缩感知理论在空管数据处理技术中的应用综述[J]. 电讯技术, 2022, 62(6): 836-844.
- [8] 龚诚, 刘一飞, 李旭宁. 海上多源数据融合运用体系及关键技术研究[J]. 舰船电子工程, 2024, 44(8): 43-48.
- [9] 陈凌子, 李飞, 韩顺利. 面向城市作战的无人机多域信息融合体系设计[J]. 指挥控制与仿真, 2025, 47(4): 49-55.
- [10] 晏松, 张毅, 王泽众, 等. 多源数据融合的大型活动人流监测与分析技术[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(S1): 256-262.
- [11] 孙殿阁. 基于数字孪生技术的民用机场安全管理系统构建[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(S1): 222-227.

-
- [12] Huang, Q.Y., Guo, M.Y., Wei, Y.N., *et al.* (2025) A Real-Time Assessment System for Cognitive Performances of Armored Vehicle Crews Based upon the Multi-Source Information Fusion. *International Journal of Human-Computer Interaction*, **41**, 932-950. <https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2306439>
- [13] 王国法, 庞义辉, 李爽, 等. 基于煤矿时空多源信息感知的智能安控闭环体系[J]. 矿业安全与环保, 2022, 49(4): 1-11.
- [14] 许友水. 空管实时运行风险评估研究[D]: [硕士学位论文]. 德阳: 中国民用航空飞行学院, 2014.
- [15] 梁叶, 孙建坤. 基于多数据源的运行管理监控系统的应用[J]. 民航管理, 2018(11): 70-73.
- [16] 姚光明, 曹悦琪. 基于大数据的空中交通管制运行安全预警研究[J]. 航空工程进展, 2016, 7(4): 452-458.
- [17] 王增强, 李娟. 证据理论在多源信息融合中的参数优化方法研究[J]. 控制与决策, 2023, 38(7): 1793-1800.
- [18] 杨风暴, 王肖霞. 基于证据理论的多源信息融合方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(8): 201-215.
- [19] Ester, M., Kriegel, H.P., Sander, J., *et al.* (1996) A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise. 1996 *Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, Portland, 2-4 August 1996, 226-231.
- [20] Yan, S., Xiong, Y. and Lin, D. (2018) Spatial Temporal Graph Convolutional Networks for Skeleton-Based Action Recognition. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, **32**, 7444-7452. <https://doi.org/10.1609/aaai.v32i1.12328>
- [21] 刘军, 张宏科. 边缘计算在交通物联网中的应用与挑战[J]. 通信学报, 2021, 42(3): 1-28.
- [22] 李猛, 王磊. 分布式边缘计算架构在空管数据处理中的应用[J]. 航空学报, 2022, 43(10): 456-468.
- [23] 张洪海, 李建秋. 多维度动态风险评估模型及其在交通领域的应用[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(5): 897-905.
- [24] Hochreiter, S. and Schmidhuber, J. (1997) Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, **9**, 1735-1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
- [25] Murphy, K.P. (2002) *Dynamic Bayesian Networks: Representation, Inference and Learning*. University of California.
- [26] Shafer, G. (1976) *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press.